UNIVERSITATEA DE VEST DIN TIMIŞOARA
FACULTATEA DE SOCIOLOGIE ŞI PSIHOLOGIE

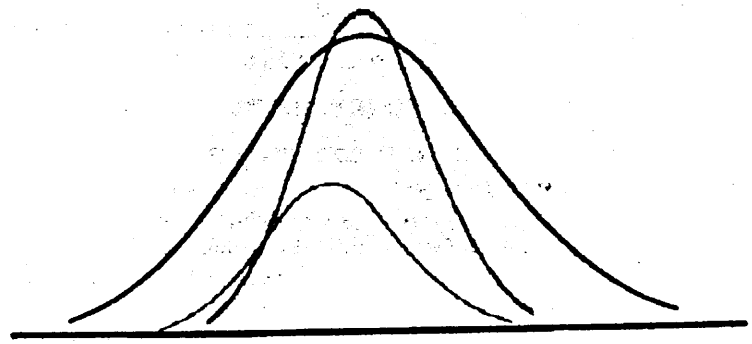
Curs de statistică aplicată în ştiinţe sociale

ANDRIEŞ C. LUCIAN
Nr 2775
Biblioteca Personală

Volumul II

Mihai Hohn

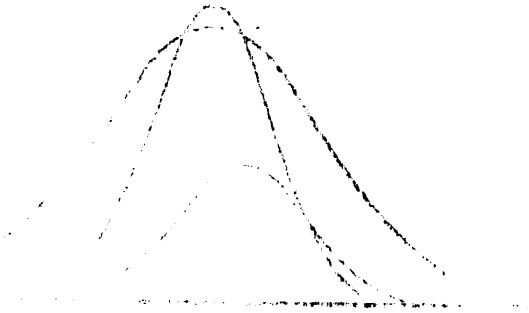
Delia Vârgă , **Laura Măruşter**



- pentru uzul studenţilor -

Timişoara, 1999

VOL 2



CUPRINS

INTRODUCERE **3**

1. POPULAŢIE ŞI EŞANTION **4**

1.1. METODE DE EŞANTIONARE 5
1.1.1. Eşantionarea simplă aleatoare *5*
1.1.2. Eşantionarea sistematică *5*
1.1.3. Eşantionarea grupală *6*
1.1.4. Eşantionarea stratificată *6*
1.1.5. Eşantionarea pe cote *9*
1.1.6. Eşantioanele fixe (panel) *11*
1.1.7. Eşantionarea la întâmplare *11*
1.1.8. Eşantioanele de voluntari *11*
1.2. TIPURI DE EŞANTIOANE 12
1.3. DISTRIBUŢIA DE EŞANTIONARE 12
1.3.1. Caracteristicile distribuţiei de eşantionare *14*
1.3.2. Teorema Limită Centrală *15*

2. DISTRIBUŢIA NORMALĂ **20**

3. PROBLEMATICA ESTIMĂRILOR **26**

3.1. ESTIMATOR PUNCTUAL 27
3.2. ESTIMATOR INTERVAL 28
3.2.1. Semnificaţia mediilor. Intervale de încredere ale mediei. *28*
3.2.2. Semnificaţia frecvenţelor. *33*
3.2.3 Semnificaţia coeficientului de corelaţie. *40*

4. IPOTEZA STATISTICĂ **43**

4.1. IPOTEZELE STATISTICE 43
4.2. ELEMENTELE TESTĂRII IPOTEZELOR 45

5. PROBLEMATICA COMPARAŢIILOR **48**

5.1. SEMNIFICAŢIA DIFERENŢELOR DINTRE MEDII 48
5.1.1. Semnificaţia diferenţelor dintre media eşantionului şi media cunoscută în populaţie - testul z pentru un eşantion *49*
5.1.2 Semnificaţia diferenţelor dintre două medii în cazul când $N_1 > 30$ şi $N_2 > 30$, eşantioane independente. *54*
5.1.3. Semnificaţia diferenţei dintre două medii în situaţia: $N_1 < 30$ şi $N_2 < 30$. eşantioane independente. *56*
5.1.4 Semnificaţia diferenţei dintre două medii în cazul eşantioanelor perechi. *63*
5.2. SEMNIFICAŢIA DIFERENŢEI DINTRE FRECVENŢE 68

5.2.1. Distribuția χ^2 ..... *69*
5.3 SEMNIFICAȚIA DIFERENȚEI DINTRE COEFICIENȚII DE CORELAȚIE 81
5.3.1. Compararea diferenței dintre coeficienții de corelație *81*
5.3.2. Compararea diferenței dintre doi coeficienți de corelație, în covariație *82*
5.3. SEMNIFICAȚIA DIFERENȚEI DINTRE DISPERSII 83
5.3.1. Distribuția F *83*

6. META-ANALIZA ȘI VALIDITATEA GENERALIZATĂ 87

6.1. META-ANALIZA 87
6.2. ETAPELE DEMERSULUI META-ANALITIC 88
6.3. METODELE META-ANALIZEI 89
6.4. PROBLEMATICA VALIDITĂȚII 97
6.5. FUNDAMENTELE VALIDITĂȚII GENERALIZATE 99
6.6. APLICAȚIILE VALIDITĂȚII GENERALIZATE 100
6.7. VALIDITATEA GENERALIZATĂ ȘI CONSISTENȚA VALIDITĂȚILOR 101
6.8. VALIDITATEA GENERALIZATĂ VERSUS SPECIFICITATE SITUAȚIONALĂ 101
6.9. IMPLICAȚIILE VALIDITĂȚII GENERALIZATE ȘI SPECIFICITĂȚII SITUAȚIONALE 105
6.10. DIFICULTĂȚI ÎN EVALUAREA SPECIFICITĂȚII SITUAȚIONALE 107
a. Capacitatea de detecta variabilitatea validității *107*
b. Rolul mărimii eșantionului în testele cu specificitate situațională *109*
c. Nevoia de un model situațional *109*
d. Validitatea situațională este specifică? *111*
6.11. CONTRIBUȚII ȘI PROVOCĂRI ALE META-ANALIZEI ȘI VALIDITĂȚII GENERALIZATE 112
1). Perfecționarea utilității cercetării *112*
2). Perfecționarea calității cercetării *113*
3). Calitatea bazei de date *114*
4). Putem combina validitatea de la mai multe surse? *115*
6.12. META-ANALIZA – TEORIE ȘI PRACTICĂ 117

ANEXE 118

ANEXA 1 NUMERE ALEATOARE 118
ANEXA 2 DISTRIBUȚIA NORMALĂ 120
ANEXA 3 VALORILE CRITICE ALE LUI T ȘI R 130
ANEXA 4 VALORILE CRITICE ALE LUI χ^2 (HI PĂTRAT) 132
ANEXA 5 CONVERSIA LUI R ÎN Z 133
ANEXA 6 VALORILE CRITICE ALE LUI F 134

BIBLIOGRAFIE 138

ANDRIEȘ C. LUCIAN
Nr 2775
Biblioteca Personală

INTRODUCERE

Toate ideile și noțiunile statistice prezentate până în acest moment fac parte din statistica descriptivă. Determinarea tendinței centrale, a dispersiei, a variabilității sau a corelației dintre două variabile este insuficientă. Rămânând la acest nivel descriptiv nu se pot da răspunsuri la întrebări cum ar fi: care este semnificația indicilor calculați, care este încrederea pe care le-o putem acorda, care este predicția viitoare plecând de la datele prezente, cunoscute, cu alte cuvinte, cum interpretăm datele obținute?

În același timp nu putem neglija faptul că, fenomenele studiate în științele educaționale sunt *aleatoare*. Adică, dacă un fenomen oarecare este reprodus sau provocat de mai multe ori, se va desfășura altfel de fiecare dată, determinând rezultate ușor diferite.

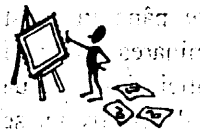
Exemplu: Se pune problema determinării, pe bază de experiment, a volumului vocabularului la copiii de cinci ani. Un cercetător a luat la întâmplare un număr de copii de 5 ani și stabilește faptul că, acest volum este de 2024 cuvinte. Într-un alt experiment s-a constatat că volumul este de 1963 de cuvinte, iar un al treilea cercetător găsește 2000 de cuvinte (după Radu, 1994).

Cele trei experimente, mai sus prezentate, ridică automat și unele întrebări: care cercetător are dreptate, de unde au apărut aceste diferențe, care este în realitate volumul vocabularului copiilor de 5 ani?

La toate aceste întrebări se poate răspunde apelând la cea ce se numește **INFERENȚA STATISTICĂ**, al doilea mare capitol al statisticii aplicate în științele socio-umane.

Problematica inferenței statistice se leagă de o serie de concepte (unele cunoscute deja de la psihologia experimentală) pe care la prezentăm în continuare: noțiunile de populație și eșantion, distribuția normală, problematica estimărilor (a semnificațiilor. medii, frecvențe, coeficienți de corelație), ipoteza statistică, comparații (medii, frecvențe, coeficienți de corelație).

1. POPULAȚIE ȘI EȘANTION



- **populație**
- **eșantion**
- **eșantionare probabilistă**
  - **simplă aleatoare**
  - **stratificată**
  - **sistematică**
  - **grupală sau multistadială**
- **eșantionare neprobabilistă**
  - **pe cote**
  - **eșantioane fixe (panel)**
- **distribuția de eșantionare**
- **teorema limită centrală**

După cum este deja cunoscut, într-un experiment (clinic, educațional etc.) nu pot fi cuprinși toți membrii unei *populații,* datorită dimensiunilor ei foarte mari. Dealtfel, acest lucru, dacă ar fi posibil, ar fi ineficient și ar reclama un volum de muncă ce nu ar putea fi derulat.

În consecință, experimentatorii procedează la o așa zisă *selecție,* respectiv extragerea unui grup sau *eșantion* din colectivitatea mare, generală (populație). La nivelul acestui eșantion cei în cauză, își pot verifica ipotezele pe care ulterior le generalizează, extrapolează la nivelul întregii populații din care s-a extras eșantionul supus experimentării, observației sau derulării unei anchete sociale.

Revenind la exemplul prezentat putem preciza: toți copii de 5 ani din România constituie ceea ce se numește *populație* (colectivitate generală); grupele care efectiv au fost supuse experimentării de către cei trei cercetători constituie *eșantioane.*

Subliniem faptul că, fiecare populație are caracteristicile sale, obiect al statisticii descriptive: medie, dispersie, corelație. Aceste

caracteristici (parametrii) se regăsesc și la nivelul eșantionului, *dar fără a coincide perfect cu cele ale populației din care a fost extras acesta.*

Plecând de la această constatare, orice experimentator este preocupat să formeze un eșantion astfel încât, parametrii care-l caracterizează să fie *cât mai apropiați* de cei ai populației din care face parte.

1.1. Metode de eșantionare

Metodele de eșantionare pot fi probabiliste sau neprobabiliste. Dintre cele probabiliste am putea aminti eșantionarea simplă aleatoare, eșantionarea aleatoare stratificată, eșantionarea sistematică și cluster, iar dintre cele neprobabiliste, eșantionarea pe cote, eșantioanele fixe (panel) și de voluntari și eșantionarea la întâmplare.

1.1.1. Eșantionarea simplă aleatoare

O metodă des utilizată în alcătuirea eșantionului este *alegerea întâmplătoare.* Metoda se bazează pe hazard (legile întâmplării). Esențial în această metodă este faptul că, la constituirea eșantionului fiecare caz/individ al populației are aceeași șansă să fie ales. Astfel, se obține un grup natural intact, luat în compoziția sa dată.

Pentru a ușura această activitate se utilizează tabele cu numere aleatoare, dar cel mai practic și eficient este extragerea cazurilor/indivizilor prin utilizarea calculatorului.

1.1.2. Eșantionarea sistematică

Eșantionarea sistematică constă în alegerea fiecărei k-a unități de eșantionare din populație, după ce prima unitate a fost aleasă aleator din totalul unităților de eșantionare. De exemplu, dacă dorim să

extragem un eşantion de 100 de persoane dintr-o populaţie de 10.000 de persoane, vom extrage tot a suta persoană (k=N/n=10.000/100=100), prima alegere făcându-se aleator, de exemplu pe baza unui tabel de numere aleatoare.

1.1.3. Eşantionarea grupală

Eşantionarea grupală sau mutistadială este cea mai puţin costisitoare metodă probabilistă. Aceasta presupune că vom alege probabilistic, într-un prim stadiu. un eşantion de grupuri de nivel cel mai înalt, apoi din fiecare dintre acestea un eşantion de grupuri de nivel doi, şi aşa mai departe. Se poate da următorul exemplu: populaţia unei ţări fiind grupată pe judeţe, primul pas ar consta în alegerea unui eşantion de judeţe, apoi, dintre judeţele alese, se va selecta un număr de localităţi, apoi din cadrul localităţilor, anumite străzi sau cartiere, apoi anumite gospodării, din care se vor alege un individ sau mai mulţi.

Eşantionul trebuie să posede o calitate, numită *reprezentativitate*, care s-ar putea defini în mod intuitiv ca fiind "capacitatea lui de a reproduce cât mai fidel structurile şi caracteristicile populaţiei din care este extras"*.

1.1.4. Eşantionarea stratificată

Sunt cercetări, studii ce reclamă sporirea *reprezentativităţii şi preciziei eşantionului*. În acest caz se face apel la metoda de *stratificare*. Esenţa constă în utilizarea unor *subgrupuri de compoziţie omogenă*. Stabilirea acestor subgrupuri se face în baza unor criterii stabilite anterior de cercetător.

* Traian Rotariu, Petre Iluţ - *Ancheta sociologică şi sondajul de opinie*, Ed. Polirom, Iaşi, 1997

Exemplul 1.1:

Se preconizează derularea unei anchete sociale într-o intreprindere care are 10250 de angajaţi.

Prin metodologia avută în vedere şi ipotezele propuse, cercetătorul este interesat să-şi întocmească un eşantion reprezentativ pentru populaţia intreprinderii în cauză. Ca atare, stabileşte ca fiind foarte importante două criterii: sexul şi pregătirea şcolară.

În al doilea rând, cercetătorul stabileşte ca eşantionul reprezentativ să conţină un număr de 500 persoane, subiecţi.

Având ca punct de plecare: numărul angajaţilor intreprinderii (10250); cele două criterii (sex şi pregătire şcolară); precum şi volumul eşantionului (500 subiecţi) cercetătorul parcurge următoarele etape în stabilirea eşantionului:

Pasul 1. Din evidenţele deţinute de intreprindere, în cadrul biroului reurselor umane, stabileşte următoarele date, referitoare la personal (populaţie):

a. bărbaţi.....6832, adică: 66,6%
b. femei .....3418, adică: 33,4%
Total: .....10250.....100%

a. bărbaţi studii superioare .....895, adică: 13,1%
b. medii ..... 4625, adică: 67,7%
c. generale .....1312, adică: 19,2%
Total: .....6832.....100%

a. femei cu studii superioare.....618, adică: 18,0%
b. medii .....1086, adică: 31,8%
c. generale .....1714, adică: 50,2%
Total: .....3418 .....100%

Pasul 2. Ştiind faptul că, eşantionul trebuie să cuprindă 500 de subiecţi, care să fie reprezentativ pentru structura şi criteriile avute în

vedere, cercetătorul procedează la *stabilirea compoziției eșantionului menținând aceleași procentaje de reprezentativitate per criterii.*

a. sexul: bărbați; 66,6%...350 subiecți
femei: 33,4%...150 subiecți
Total: ...100%...500 subiecți

b. pregătirea școlară:
1. bărbați cu studii:
superioare: ...13,1%...46 subiecți
medii .....67,7%....237 subiecți
generale .....19,2%....67 subiecți
Total:.....100%....350 subiecți
2. femei cu studii:
superioare:.....18,0%...27 subiecți
medii .....31,8%...48 subiecți
generale .....50,2%...75 subiecți
Total: .....100%...150 subiecți

Pasul 3. Având calculele aferente, prin utilizarea regulii de trei simple se poate trece la sintetizarea datelor.

Ca atare, s-a întocmit Tabelul 1-1.

Tabelul 1-1. Tabel sintetic privind structura eșantionului care se va utiliza în ancheta socială.

Studii	Bărbați	Femei	Total
Superioare	46	27	73
Profesionale	237	48	285
Generale	67	75	142
Total	350	150	500

Pasul 4. Plecând de la datele prezentate în Tabelul 1-1, cercetătorul determină pe bază de hazard, extragerea subiecților care vor intra în eșantionul stabilit. Exemplu: sunt 895 bărbați cu studii superioare, din aceștia se vor extrage la întâmplare 46 pentru a face parte din eșantion. La fel se va proceda și cu celelalte criterii.

În final, se va obține lista subiecților eșantionului, care va avea exact structura populației din care a fost extras, bineînțeles din punct de vedere al criteriilor avute în vedere.

Menționăm faptul că, numărul și structura criteriilor se poate extinde în funcție de cerințele experimentului și exigențele cercetătorului.

După cum se poate lesne observa, în toate metodele de eșantionare de mai sus apare, mai mult sau mai puțin, influența hazardului, a întâmplării. Această influență, determinată de hazard, induce diferențele în rezultatele obținute în urma derulării unui experiment, al unei anchete etc. și se numesc *fluctuații de eșantionare.* Adică, compoziția eșantioanelor prezintă variații (datorită întâmplării) în diferite situații (eșantionare) extrase din aceeași populație.

Acum suntem capabili să răspundem la întrebarea: de ce există acele diferențe la cei trei cercetători, privind volumul vocabularului la copiii de cinci ani.
Răspunsul este: datorită fluctuațiilor de eșantionare.

Dintre procedurile de eșantionare nealeatoare, vom detalia eșantionarea pe cote, eșantioanele fixe (panel), eșantionarea întâmplătoare și eșantioanele de voluntari.

1.1.5. Eșantionarea pe cote

Este metoda cel mai utilizată în anchetele socio-economice, bazată pe alegerea rațională a unităților de eșantion. Metoda prevede alegerea subiecților prin încadrarea alegerilor în anumite "cote", adică indicând frecvențele indivizilor care au anumite însușiri.

Cotele sunt caracteristici cu valori cunoscute ale populației care se vor regăsi identic în structura eșantionului. Alegerea cotelor se va face, ținând cont de scopul studiului, cunoașterea distribuției statistice pentru populație de referință și alegând acele cote care să ofere operatorului de teren criterii clare de alegere ale persoanei de intervievat, nedându-i acestuia posibilitatea de a se implica subiectiv.

De exemplu, se pot lua ca şi cote regiunea socio-culturală sau geografică, tip de localitate, sex, vârsta pe categorii, categoria socio-profesională, etc. Să presupunem că dorim să efectuăm un studiu pe un eşantion de 1500 subiecţi, iar cotele alese sunt sexul şi tipul de localitate. Ştim că ponderea celor două caracteristici în populaţie este 52% femei şi 48% bărbaţi, respectiv 60% din populaţie locuieşte în mediul urban şi 40% în mediul rural. Deci va trebui să alegem:

- 780 femei şi 720 bărbaţi
- 900 orăşeni şi 600 rurali

Vom lucra cu 30 operatori, fiecăruia revenindu-i 50 chestionare. Din considerente practice, operatorii vor fi trimişi numai în localităţi sau urbane, sau rurale. Cotele exemplificate mai sus sunt ***cote independente***, adică împărţirea pe sexe nu este legată de cea pe tip de localitate. Dacă criteriile de stratificare se vor considera ca fiind în legătură, atunci vom avea de-a face cu ***cote legate***. În cazul exemplului nostru, operatorii vor urmări ambele cote în alegerea subiectului, adică un operator se va duce într-un oraş de unde va intervieva atât femei, cât şi bărbaţi, după următoarea structură de eşantion (în ipoteza în care vom considera că populaţia urbană a ţării se împarte în mod egal pe sexe):

	Bărbaţi	Femei	Total
Urban	450	450	900
Rural	270	330	600
Total	720	780	1500

Dintre avantajele acestei metode menţionăm: este mai puţin costisitoare decât o metodă probabilistă de eşantionare, este mai simplu de realizat deoarece nu necesită procurarea unor liste şi se poate realiza chiar atunci când informaţiile nu pot fi puse la dispoziţie din anumite considerente. De asemenea, se poate executa mai rapid, deoarece operatorul găseşte el însuşi persoanele care corespund cotelor. Ca dezavantaje putem aminti faptul că nu permite evaluarea erorilor de eşantionare şi că reprezentativitatea este asigurată doar în măsura în care cotele sunt semnificative pentru studiu şi anchetatorii nu prezintă anumite tendinţe în alegerea unităţilor.

1.1.6. Eşantioanele fixe (panel)

Eşantioanele fixe sunt acele eşantioane care, odată alese, pot fi exploatate în mod repetat un timp mai îndelungat. Această modalitate se utilizează atunci când ne interesează apariţia anumitor schimbări în populaţiei. Ca exemplu, se poate da studiul audienţei mijloacelor mass media, realizat prin aplicarea instrumentului de investigare la intervale repetate de timp. Ca şi avantaje pot fi amintite economiile financiare, selecţia şi instruirea operatorilor, rapiditatea culegerii informaţiilor. Putem menţiona însă şi problemele cu care se confruntă această metodă, şi anume *uzura morală a eşantionului* şi *condiţionarea subiecţilor*, incluşi în eşantion, care cu timpul îşi pot schimba atitudinile, obişnuindu-se cu postura de intervievat.

Tot în categoria metodelor neprobabiliste de eşantionare sunt şi *eşantionarea la întâmplare* şi *eşantioanele de voluntari*.

1.1.7. Eşantionarea la întâmplare

Se poate aplica doar în cazul în care populaţia de referinţă este omogenă, oferind un grad înalt de operativitate. Se poate da ca exemplu evaluarea concentraţiei de substanţe poluante din aerul sau apa unui anumit loc, metoda presupunând o compoziţie omogenă a aerului sau apei.

1.1.8. Eşantioanele de voluntari

Sunt utilizate îndeosebi în cercetările psihologice, medicale şi de marketing, unde includerea subiecţilor nu se face pe baza populaţiei de referinţă, ci pe voluntariatul persoanelor de a face parte din eşantion. S-a constatat că aceste eşantioane sunt deosebit de utile în domeniul medical şi mai puţin în studiile de opinie social-politice.

1.2. Tipuri de eşantioane

Un alt element important în cazul eşantioanelor este determinarea tipului de eşantion cu care se operează. În principiu se operează cu: *eşantioane independente şi eşantioane perechi.*

- Eşantioane independente – sunt acele eşantioane în care compoziţia grupelor nu este reglementată pe baza unor criterii prestabilite. Grupele sunt considerate ca având compoziţia stabilită prin legile hazardului.

De asemenea, un element sau altul dintr-unul din eşantioane nu influenţează în nici un fel alegerea elementelor din cel de-al doilea eşantion.

- Eşantioane perechi – specific este faptul că, fiecărui element dintr-un eşantion îi corespunde un element din al doilea eşantion (adică formează perechi). Compoziţia acestor grupe este precizată în baza unui criteriu apriorii stabilit.

Eşantion pereche se consideră şi situaţia în care, acelaşi eşantion a fost supus la două seturi de măsurători (exemplu: pretest şi post test)

Cunoaşterea tipului de eşantion cu care se operează este extrem de important în momentul în care se aplică teste sau criterii de verificare a semnificaţiei diferenţelor obţinute în diferite investigaţii psihologice sau sociologice.

1.3. Distribuţia de eşantionare

Să presupunem că am reuşit, printr-o metodă oarecare, să extragem un eşantion reprezentativ relativ la o anumită populaţie. Se pune întrebarea, cât suntem de justificaţi în extrapola informaţiile găsite relativ la un eşantion, asupra întregii populaţii din care a fost extras eşantionul?

Exemplul 1.2.

Să presupunem că dorim să aflăm valoarea medie a coeficientului de inteligenţă (QI) a unei anumite populaţii; am extras un eşantion şi am obţinut o valoare a mediei de 93.561. Se pune însă întrebarea, dacă am fi extras un alt eşantion, oare valoarea mediei ar fi fost aceeaşi? Cu certitudine putem spune că, extrăgând eşantioane diferite, valoarea mediei va varia.

În acest sens, vom introduce ***distribuţia de eşantionare a mediilor*** , care o putem înţelege ca fiind acea distribuţie teoretică de frecvenţă a tuturor mediilor eşantioanelor posibile de volum constant pe care le putem extrage din aceeaşi populaţie. Dacă am avea posibilitatea de a calcula mediile tuturor eşantioanelor posibile, am putea calcula şi media populaţiei în cauză. La fel ca orice distribuţie, şi distribuţia mediilor eşantioanelor va avea o medie a ei - media mediilor, iar în cazul unui eşantion destul de mare al mediilor eşantioanelor, forma distribuţiei va aproxima distribuţia normală.

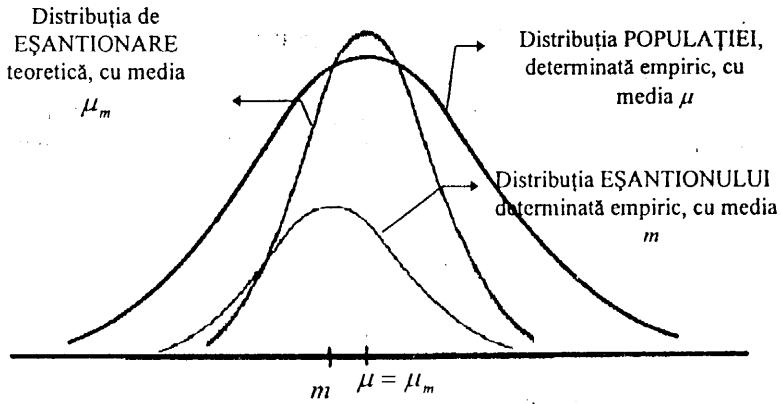

Distribuţia de EŞANTIONARE teoretică, cu media μ_m
Distribuţia POPULAŢIEI, determinată empiric, cu media μ
Distribuţia EŞANTIONULUI determinată empiric, cu media m
m
$\mu = \mu_m$

Figura 1-1. Distribuţiile populaţiei, eşantionului şi de eşantionare

În figura de mai sus, sunt ilustrate relaţiile dintre cele trei tipuri de distribuţii: distribuţia obţinută empiric a unui eşantion, distribuţia empirică, dar necunoscută a populaţiei şi distribuţia teoretică (neempirică) de eşantionare. În general, nu cunoaştem parametrii unei populatii. dar putem să-i estimăm statistic pe baza unui eşantion

aleator extras din populaţie, aceasta putând-o face pe baza proprietăţilor distribuţiei de eşantionare.

Aşa cum se vede în Figura 1-1, distribuţia de eşantionare este leptokurtică, faţă de distribuţia populaţiei, ceea ce înseamnă că, deşi mediile celor două distribuţii sunt identice, abaterea standard a distribuţiei de eşantionare este mai mică decât a distribuţiei populaţiei, deoarece mediile eşantioanelor vor varia mai puţin faţă de media mediilor decât scorurile dintr-o distribuţie empirică a populaţiei faţă de media lor.

Motivaţia importanţei studiului acestei distribuţii teoretice (niciodată nu vom încerca să extragem **toate** eşantioanele posibile de o anumită dimensiune din populaţie şi apoi să trasăm distribuţia mediilor) este faptul că teoria referitoare la această distribuţie de eşantionare ne oferă justificarea de a putea utiliza indicatorii statistici pentru eşantioane în estimarea parametrilor populaţiei.

1.3.1. Caracteristicile distribuţiei de eşantionare

Am specificat înainte că media distribuţiei de eşantionare va fi aproximativ aceeaşi cu media populaţiei. În ceea ce priveşte abaterea standard a distribuţiei de eşantionare, ea va fi mai mică decât cea a populaţiei, şi se numeşte ***eroare standard***, sau câteodată *eroarea standard a mediei.*
Ea se calculează cu formula:

$$\sigma_m = \frac{\sigma}{\sqrt{N}} \qquad (1.1)$$

unde σ - abaterea standard a populaţiei
N - dimensiunea populaţiei

A nu se confunda abaterea standard cu eroarea standard a mediei; deşi ambele sunt abateri standard, nu trebuie să pierdem din vedere că *s (abaterea standard)* este o măsură a variabilităţii rezultate din observaţiile efectuate asupra eşantionului, pe când *eroarea standard* este o măsură a variabilităţii *posibilelor* valori medii ale unei serii de eşantioane.

1.3.2. Teorema Limită Centrală

Teorema Limită Centrală s-ar putea spune că este cea mai importantă teoremă din teoria statistică; pe baza ei, se pot face inferenţe de la eşantioane la populaţii în funcţie de forma distribuţiei şi de valorile populaţiei, care pot fi discrete sau continue.

Teorema Limită Centrală. Considerăm un eşantion aleator de dimensiune N extras dintr-o populaţie cu media μ şi abaterea standard σ. Atunci, dacă N este suficient de mare, distribuţia de eşantionare a lui *m* va fi aproximativ o distribuţie normală cu media μ şi eroarea standard

$$\sigma_m = \sigma / \sqrt{N}$$

Ceea ce este important pentru noi, sunt consecinţele acestei teoreme, şi anume:

1. Cu cât dimensiunea N_i a eşantionului creşte, cu atât eroarea standard descreşte. Aceasta înseamnă că *m* tinde să fie tot mai aproape de μ pentru valorile tot mai mari ale lui N, distribuţia de eşantionare devenind tot mai puţin dispersată în jurul lui μ. Deci, eroarea de eşantionare în estimarea lui μ (datorată faptului că obiectul eşantionării este doar o parte a populaţiei), tinde să descrească cu cât creşte N.
2. Distribuţia de eşantionare este aproximativ normală ca formă, aceasta *indiferent* de forma distribuţiei populaţiei. Deci, pentru dimensiuni mari ale eşantionului, distribuţia de eşantionare a lui *m* este aproximativ normală, chiar dacă distribuţia populaţiei este puternic asimetrică sau sub forma unui U.
3. Figura 1-2 arată histogramele distribuţiilor de eşantionare ale lui *m* pentru eşantioane de dimensiune 2, 5 şi 30, în cazul a patru forme diferite ale distribuţiei populaţiei.
4. Distribuţia de eşantionare devine tot mai normală ca formă, cu cât N creşte. Deşi nu se poate spune cât de mare trebuie să fie N pentru ca distribuţia de eşantionare să aibe o distribuţie apropiată de distribuţia normală, o dimensiune de 25 sau 30 este în general suficient pentru o bună aproximare. Dacă populaţia este normal

distribuită, atunci distribuția de eșantionare va fi bine aproximată cu o curbă normală pentru orice dimensiune a eșantioanelor. Totuși, când spunem că o dimensiune de 25 sau 30 este suficientă, de aici nu rezultă că vom alege doar eșantioane de această dimensiune, ci, în funcție de precizia dorită, vom stabili dimensiunea eșantionului la 30, 100 sau 300, în funcție de necesități.

5. Forma distribuției de eșantionare este normală pentru N **mic** doar dacă distribuția populației este, de asemenea, normală. Puterea TLC constă în faptul că, pentru N **mare**, distribuția de eșantionare este aproximativ normală, chiar dacă distribuția populației nu este o curbă normală.

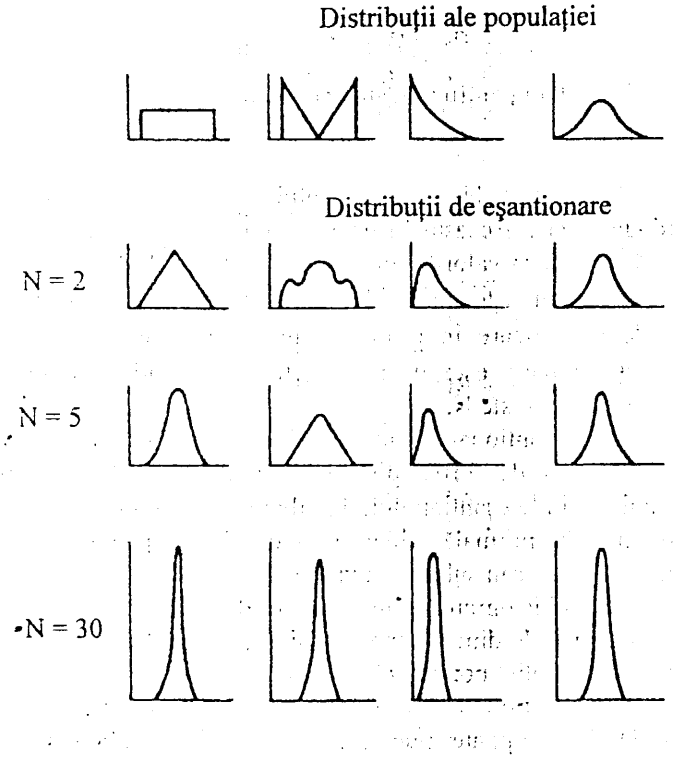


Figura 1-2 Exemple de 4 forme diferite ale distribuțiilor populației și distribuțiile de eșantionare corespunzătoare lui n (apud Agresti, 1986).

Exemplul 1.3.

Tabelul de mai jos oferă vârstele tuturor celor 50 de capi de familie dintr-un mic sat din județul Timiș. Distribuția populației este caracterizată de parametrii μ=47,2 și σ=14,89.

Tabelul 1-2. Vârstele a 50 capi de familie (persoanele au fost numerotate de la 1 la 50).

Număr	Vârsta	Număr	Vârsta	Număr	Vârsta	Număr	Vârsta
1	50,00	14	66,00	27	49,00	40	33,00
2	45,00	15	51,00	28	30,00	41	36,00
3	23,00	16	57,00	29	28,00	42	25,00
4	28,00	17	40,00	30	31,00	43	29,00
5	67,00	18	36,00	31	45,00	44	57,00
6	62,00	19	38,00	32	43,00	45	39,00
7	41,00	20	81,00	33	43,00	46	50,00
8	68,00	21	27,00	34	54,00	47	64,00
9	37,00	22	37,00	35	62,00	48	76,00
10	60,00	23	56,00	36	67,00	49	63,00
11	41,00	24	71,00	37	48,00	50	29,00
12	70,00	25	39,00	38	32,00		
13	47,00	26	46,00	39	42,00		

1. Trasați histograma distribuției populației relativ la vârsta capilor de familie.
2. Utilizând un tabel de numere aleatoare, extrageți 5 eșantioane aleatoare de dimensiune 9.
3. Calculați media de eșantionare și abaterea standard. Care este valoarea la care vă așteptați pentru media de eșantionare și abaterea standard în cazul extragerii repetate a mai multor eșantioane de dimensiune 9?

Răspu

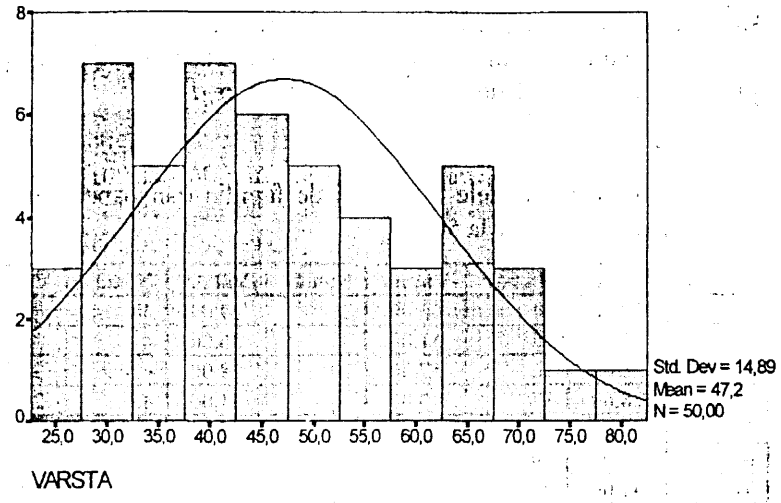


Figura 1-3. Histograma distribuției populației relativ la vârsta capilor de familie

Tabelul 1-3. Tabel cu componentele celor 5 eşantioane, extrase pe baza unui tabel de numere aleatoare

Nr.	Eş1	Ani	Eş2	Ani	Eş3	Ani	Eş4	Ani	Eş5	Ani
1	10	60	25	39	15	51	42	25	33	43
2	15	51	30	31	24	71	27	49	5	67
3	1	50	27	49	49	63	18	36	31	45
4	2	45	34	54	32	43	15	51	1	50
5	14	66	19	38	50	31	21	27	40	33
6	36	67	39	42	19	38	44	57	48	76
7	20	81	24	71	42	25	42	25	3	23
8	22	37	48	76	6	62	31	45	49	63
9	46	50	22	37	11	41	28	30	18	36
m		56,33		48,55		47,2		38,3		48,44

Pentru extragerea celor 5 eşantioane de dimensiune 9, se va utiliza tabelul de numere aleatoare (vezi Anexa 1). Astfel, ne interesează primele 2 cifre ale numerelor din tabel care aparţin intervalului [1,50]. care vor determina extragerea respectivelor persoane. De exemplu, pe primul rând din tabelă se află valorile 10480, 15011, 01536, 02011, 81647, 91646, 69179, 14194, etc., deci

vom extrage persoanele din Tabelul 1-3 , numerotate cu 10, 15, 1, 2, 14, etc. ca valori pentru primul eşantion.

Pe ultimul rând din Tabelul 1-3., s-a calculat media aritmetică a fiecărui eşantion, deci media "mediilor" este 47,4, o valoare foarte apropiată de cea a populației, μ=47,2.

Temă: Tratați restul cerințelor din exercițiul de mai sus.

ANDRIEȘ C. LUCIAN
Nr 2775
Biblioteca Personală

2. DISTRIBUȚIA NORMALĂ

- **distribuția normală standard**
- **cote standard**

Istoria distribuției normale este foarte lungă. Această problemă a fost cercetată pentru prima dată de către DeMoivre (1667 – 1754), el fiind interesat de utilizarea acestei distribuții în descrierea rezultatelor la jocurile de noroc.

Definirea precisă a distribuției normale aparține lui Pierre-Simon Laplace (1749 – 1827), matematician și astrolog francez, dar transpunerea ei în forma sa uzuală a fost făcută de către Carl Friedrich Gauss (1777 – 1855), matematician și astrolog german. Cei doi, Laplace și Gauss erau interesați în distribuția erorilor din timpul observațiilor astronomice.

Adolph Quetelet (1796 – 1874), astronom belgian, a fost primul care a introdus și aplicat distribuția normală în prelucrarea datelor din domeniul social și biologic cu ocazia măsurătorilor efectuate, privind: circumferința pieptului la soldații scoțieni și a înălțimii la cei francezi. Cu această ocazie Quetelet găsește că ambele seturi de măsurări sunt distribuite aproximativ normal.

Omul de știință englez, Sir Francis Galton (1822 – 1911) preia ideia lui Quetelet despre distribuția normală și îi acordă un rol central în teoria psihologică, și în mod special, în domeniul teoriei abilităților mintale

Din punct de vedere matematic, distribuția normală este definită, teoretic, astfel:

$$Y = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-(x-\mu)^2/2\sigma^2} \qquad (2.1.)$$

unde:
- $\pi = 3{,}1416$ (constantă)
- $e = 2{,}7183$ (constantă)
- μ = media distribuției populației
- σ = abaterea standard a distribuției populației

Cunoscând valorile lui μ și σ se poate calcula ordonata y pentru orice valoare particulară a lui x (variabila în cauză), în consecință se rezolvă ecuația, obținându-se distribuția normală.

În practică se renunță la calcule, deoarece toate datele necesare sunt tabelate, cercetătorul trebuind doar să-și extragă datele de care are nevoie.

După cum se poate observa din Formula 2.1., punctului central în determinarea distribuției normale îi revine cunoașterea mediei și abaterii standard a distribuției particulare. Statisticienii au întocmit tabele specifice în care au cuprins toate posibilitățile de combinare dintre medie și abatere standard. Ceea ce găsim în aceste tabele este *distribuția normală standard* , care are media egală cu 0 (zero) și dispersia egală cu 1. Acest lucru se scrie: N(0,1), unde N simbolizează distribuția normală, 0 este valoarea mediei, iar 1 este dispersia (abaterea standard la pătrat). Pe această bază se poate transforma orice distribuție normală într-una standard sau invers, prin simpla utilizare a tabelelor valorilor lui z.

Cotele z nu sunt altceva decât *cote standard*. Orice valoare a lui x (variabilă particulară) poate fi transformată în cote standard (z), făcând uz de media și abaterea standard a distribuției normale particulare. Formula de transformare este:

$$Z = (x - \mu) / \sigma \qquad (2.2.)$$

În cazul cotelor standard, distribuţia normală este simbolizată prin N(μ,σ), unde media este 0 şi σ egală cu 1, iar suprafaţa ariei curbei este 1 (N = 1). Atunci, formula teoretică 2.1. devine:

$$Y = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{z^2}{2}} \qquad (2.3.)$$

Cotele *z* reprezintă numărul de abateri standard la nivelul distribuţiei în cauză, având ca punct de referinţă media acesteia. Cotele *z* sunt pozitive deasupra valorii mediei şi negative sub valoarea acesteia.

NOTĂ: Formula de transformare în cote standard z este generală şi aplicabilă oricărei distribuţii. ***Dar, forma distribuţiei nu va fi afectată de această transformare.*** Cu alte cuvinte, o distribuţie care nu este normală nu se va normaliza prin transformarea cotelor brute x în cote standard z.

O altă noţiune pe care trebuie să o dezbatem pe scurt este: *aria curbei normale*. Ca şi definiţie, aceasta reprezintă suma observaţiilor, cazurilor sau a subiecţilor care stau la baza construirii curbei.

Nu de puţine ori suntem puşi în situaţia de a determina procentul din suprafaţa curbei normale dintre două ordonate date. Altfel spus, ne interesează procentul ariei marcate de două puncte sau ordonate de pe axa abscisei.

Pentru a realiza acest lucru, curba normală, obţinută la nivelul variabilei x, distribuţia normală particulară, trebuie transformată în distribuţie normală standard (cotele x devin, se transformă, în cote z). Astfel, distribuţia normală N(μ,σ) devine: N(0,1).

În practică, aşa cum s-a mai amintit anterior, se face uz de tabelele speciale ale lui z, unde sunt calculate ariile aflate sub curba normală standard [N(0,1)] dintre: ordonata medie (z=0) şi ordonatele

corespunzătoare punctelor z1 = .01; z2 = .02...etc. Graficul din Figura 2-1 redă principalele valori utilizate în ştiinţele educaţionale.

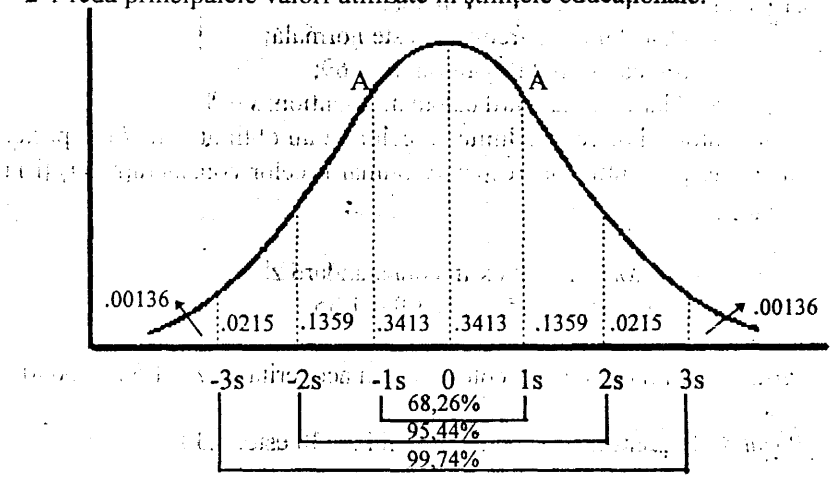


Figura 2-1. Distribuţia normală standard, cotele z, ariile corespunzătoare şi procentul cazurilor aflate în distribuţie.

Exemplul 2.1. Care este aria cuprinsă între: z_1=.60 şi z_2=.70 ?

1. Citim în tabelul cotelor z (Anexa 2) ariile cuprinse între medie (z = 0) şi cele două valori: z_1 = .60 = aria .2257; z_2 = .70 aria = .2580
2. Diferenţa celor două arii va fi: .2580 - .2257 = .0323
3. Reprezentarea grafică este dată în Figura 2-2.

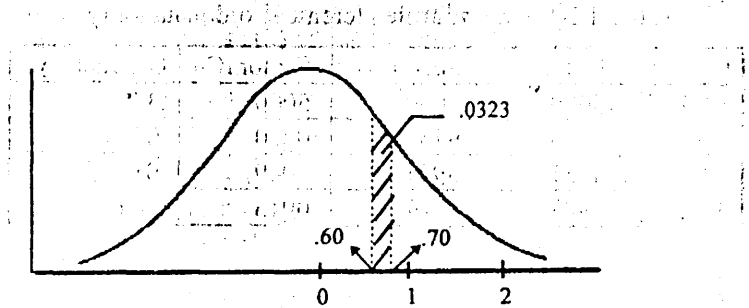


Figura 2-2. Reprezentarea grafică a ariei dintre două repere date: z_1 şi z_2.

Exemplul 2.2. În urma aplicării unui test psihologic la un număr de 815 subiecți s-au determinat următoarele:

- Distribuția de frecvență este normală;
- Media obținută/eșantion: $m = 69$;
- Abaterea standard calculată/eșantion: $s = 3,9$.

Examinatorul hotărește admiterea celor ce au obținut cote 75 și peste. Care este procentul lor, respectiv numărul celor considerați reușiți la examen?

Pasul 1. Transformăm cota x în cotă standard z.

$$Z = (x-m)/s = (75 - 69)/3,9 = 1,35$$

Pasul 2. Citim din tabelul cotelor z aria acoperită de z = 1,53 = .0630

Pasul 3. Procentul corespunzător ariei .0630 este: 6,30%

Pasul 4. Dacă 815 reprezintă 100%, cât reprezintă 6,30%? Răspuns: 51,3 (adică 51).

Pasul 5 Concluzia: În condițiile date, șansa de promovabilitate o au 51 de subiecți examinați, din totalul de 815 ai eșantionului.

În final, redăm sub formă de tabel (Tabelul 2-1) și grafic (Figura 2-3) principalele cote z, ariile și ordonatele aferente.

Tabelul 2-1. Cote z, ariile aferente și ordonata lor (y).

Cote z	Sector A	Sector B	Sector C	Ordonata y
0,00	.0000	.5000	.5000	.3989
1,96	.4750	.9750	.0250	.0584
2,58	.4951	.9951	.0049	.0143
3,00	.4987	.9987	.0013	.0044

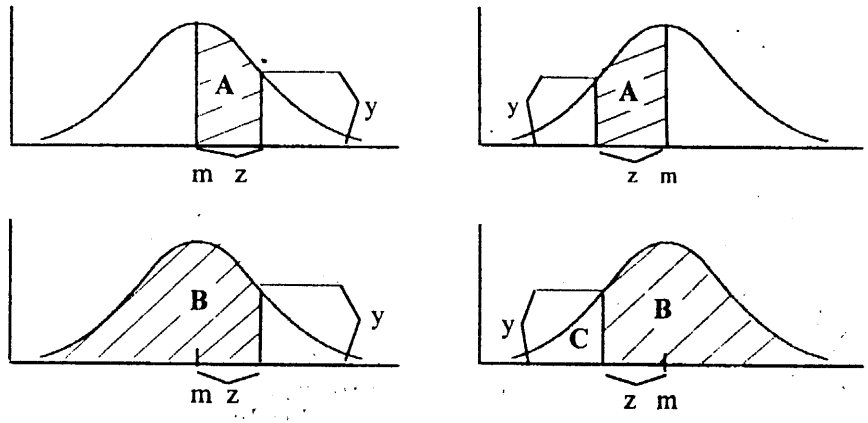


Figura 2-3. Reprezentarea grafică a ariilor din Tabelul 2-1.

În concluzie, punctăm principalele caracteristici ale distribuției normale standard:

- Media, mediana și modul au aceeași valoare;
- Este perfect simetrică, adică, una din jumătatea distribuției față de axa centrală este imaginea în oglindă a celeilalte jumătăți;
- Conține același număr de cazuri, observații sau subiecți de fiecare parte a axei centrale;
- Este compusă dintr-un număr infinit de cazuri;
- Capetele curbei sunt asimptote față de linia de bază;
- Curba are două puncte unde își schimbă direcția, din convex în concav, ce se numesc puncte de inflexiune (punctele A din Figura 2-1);
- Perpendiculara punctelor de inflexiune pe abscisă determină față de axa centrală o distanță standard sau o unitate z. Acestea au valoare pozitivă spre dreapta și negativă spre stânga, față de axa centrală;
- Aria cuprinsă între axa centrală și o abatere standard, respectiv între: z = 0 și z = 1 este de: .3413 și acoperă 34,13% din totalul cazurilor aflate în studiu;
- Într-un tabel special, Anexa 2, sunt trecute valorile cotelor z și ariile corespunzătoare (vezi fragmentul din Tabelul 2-1);
- Curba normală standard are o ecuație matematică prin care orice curbă normală poate fi tradusă în curbă normală standard;
- Curbele particulare ce nu au formă normală nu se normalizează prin transformarea cotelor brute x în cote standard z.

3. PROBLEMATICA ESTIMĂRILOR

- **estimare punctuală**
- **intervalul de încredere**
- **distribuţia *t* (Student)**

pentru → **medii**, **frecvenţe**, **coeficientul de corelaţie**

Aşa cum s-a arătat de mai multe ori, cercetările, studiile, anchetele nu pot cuprinde întreaga populaţie, ci doar eşantioane extrase din acestea. Problema principală care se pune este: în ce măsură plecând de la indicii calculaţi ai eşantionului examinat, putem extrage concluzii referitoare la întreaga populaţie. Operaţia prin care datele eşantionului sunt extinse, extrapolate la nivelul populaţiei se numeşte ***inferenţă statistică.***

Atunci când efectuăm aceste extrapolări apar două aspecte ce nu pot fi neglijate:

- În primul rând, plecând de la indicii eşantionului se fac doar *estimări* ai parametrilor populaţiei;
- În al doilea rând, este normal ca în această estimare să se comită şi anumite *erori*. Accentuăm faptul că, este de dorit ca aceste erori să fie cât mai mici cu putinţă.

Într-un singur cuvânt, se pune problema determinării *semnificaţiei* sau a *fidelităţii* parametrilor luaţi în considerare.

Prin studiul estimărilor se pune problema *erorii probabile* pe care o putem comite în extrapolarea parametrilor, în principal a mediilor sau a frecvenţelor

Raţionamentul extrapolării se bazează pe proprietăţile distribuţiei normale standard (prezentat în capitolul anterior).

Notă: A nu se uita faptul că, punctul de pornire în interpretarea parametrilor este: *să ne asigurăm asupra normalităţii distribuţiei de bază (respectiv a variabilei x).*

De asemenea, subliniem faptul că, având în vedere că se operează cu indici, parametrii ai eşantionului şi ai populaţiei în acelaşi timp, se vor utiliza următoarele simboluri:

- Pentru eşantion: *m, s, p,* etc.
- Pentru populaţie: μ, σ, π etc.

Există două tipuri de estimatori ai parametrilor unei populaţii: *estimatori punctuali* şi *estimatori interval.*

3.1. Estimator punctual

Un *estimator punctual* al unui parametru este un indice statistic de eşantion utilizat pentru estimarea parametrului. Un bun estimator are o distribuţie de eşantionare

- centrată în jurul parametrului
- care are cea mai mică eroare standard posibilă

Ca exemplu de estimatori punctuali "buni", vom aminti media eşantionului ca estimator al mediei populaţiei şi abaterea standard a eşantionului ca estimator al abaterii standard pentru populaţie. În general, pentru estimatori se utilizează semnul "^". Deci, putem scrie

$$\hat{\mu} = m$$

$$\hat{\sigma} = s = \sqrt{\frac{\sum (X_i - m)^2}{n-1}} \qquad (3.1)$$

3.2. Estimator interval

Un estimator de tip *interval* constă dintr-un interval de numere situate în jurul estimatorului punctual, între limitele căruia se crede că se află parametrul căutat.

Practic, noi nu putem determina exact valoarea parametrilor la nivelul populației. De aceea, se stabilește un *interval* în care se găsește cu siguranță, cu certitudine parametrul respectiv. Bineînțeles, cu cât acest interval este mai mic, cu atât informația va fi mai apropiată de adevăr, respectiv mai precisă.

Acest interval în care se găsește parametrul respectiv se numește: *interval de încredere*, iar limitele între care se află acest interval de încredere se numesc: *limite de încredere*.

3.2.1. Semnificația mediilor. Intervale de încredere ale mediei.

Semnificația unei medii depinde de doi factori:

- volumul eșantionului studiat (N): cu cât acesta este mai mare cu atât media în cauză devine mai stabilă, mai reprezentativă și mai aproape de cea a populației.
- variabilitatea (σ) colectivității în cauză.

Eroarea standard a mediei este notată cu Em și este egală cu:

$$Em = \frac{\sigma}{\sqrt{n}} \quad (3.2)$$

Având în vedere că nu se cunoaște variabilitatea populației, aceasta se înlocuiește cu cea a eșantionului.

Această eroare standard este un indicator prin care putem evalua eroarea pe care o comitem luând ca bază media eșantionului în locul celei adevărate, a populației

Există două situații distincte în determinarea erorii standard a mediei, deci în construcția intervalului de încredere, aceste situații fiind deosebite în două cazuri, datorită Teoremei Limită Centrală.

a) Cazul în care N este mai mare de 60.

Formula generală pentru calculul intervalului de încredere este

$$m \pm z\hat{\sigma}_m = m \pm z\left(\frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}}\right) \quad (3.3)$$

Valoarea z este aleasă astfel încât probabilitatea concentrată sub curba normală cu z abateri standard de la medie să egalizeze coeficientul de încredere (95%, 99%, 98%...). Pentru intervale de încredere de 95%, 98% și 99%, vom folosi valorile z egal cu 1.96, 2.33 și respectiv 2.58.

Exemplul 3.1.: La un număr de 131 conducători de tramvai s-a aplicat un test de atenție distributivă. Prelucrarea primară a datelor a evidențiat: $m = 63$, $s = 12$.

Pentru a extrapola această medie la nivelul populației conducătorilor de tramvai, se procedează astfel:

Pasul 1. Stabilirea erorii standard a mediei utilizând Formula 3.1.

$$Em = \frac{s}{\sqrt{n}} = \frac{12}{\sqrt{131}} = \frac{12}{11,4} = 1,05$$

Pasul 2. Alegem probabilitatea preconizată de a greși de 1% (notată p = .01) sau 5%, adică p = .05. Valorile corespunzătoare acestor procente sunt:

a). Pentru p = .05, adică z = 1,96, caz în care există o probabilitate de 5% ca valoarea medie de la nivelul populației să cadă în afara limitelor de încredere calculate.
b). Pentru p = .01, corespunzând unui z = 2.58, probabilitatea de a greși este de 1%

Pasul 3. Stabilim limitele de încredere:
a). m + 1,96Em = reprezintă limita superioară;
m – 1,96Em = reprezintă limita inferioară.
În cazul exemplului nostru situaţia este:

63 + (1,96)(1,05) = 65,0
63 – (1,96)(1,05) = 60,9

Interpretare: limitele între care se situează media populaţiei conducătorilor de tramvai la atenţie distributivă sunt: 60,9 – 65,0. Între aceste limite se găseşte cu o probabilitate de 95% media populaţiei. Riscul de a greşi (numit şi *prag de semnificaţie*), respectiv ca această medie să cadă în afara limitelor calculate este de 5%. Obişnuit se notează: p = .05.

b). În cazul că dorim să găsim limitele de încredere cu o mai mare precizie vom înlocui pragul: p = .05 cu p = .01 (z = 2,58) şi vom obţine:

63 + (2,58)(1,05) = 65,7
63 – (2,58)(1,05) = 60,3

De data aceasta, există o probabilitate de 99% ca valoarea medie a populaţiei să cadă între limitele calculate. A nu se uita că, există totuşi, posibilitatea de 1% ca aceasta să cadă în afara limitelor: 60,3 – 65,7.

b) Cazul în care N este mai mic decât 60

În această situaţie, formula generală este uşor modificată în sensul că, se utilizează valorile lui t (Anexa 3). Pentru aceasta, va trebui să studiem *distribuţia t*.

Distribuţia t a fost descoperită în 1908 de statisticianul şi chimistul Gosset, care a utilizat un pseudonim pentru a-şi publica rezultatele, şi anume Student, de unde şi această denumire a testului.

În cazul eşantioanelor mici, distribuţia de eşantionare a lui m poate să nu fie normală, deci estimatorul $\hat{\sigma}_m$ poate să nu fie foarte apropiat de media distribuţiei de eşantionare σ_m.

În acest caz, metoda de calcul a intervalului de încredere nu se mai poate baza pe Formula 3.3. (în acea formulă intervenind scoruri z în cazul unei distribuţii normale), deci va trebui să folosim valori ale distribuţiei t.

Distribuţia t se remarcă prin următoarele proprietăţi:

1. Nu depinde de μ şi σ, ca şi distribuţia normală (vezi Formula 2.1), ci de aşa-numitele *grade libertate* (ν sau *df*), care pot fi înţelese ca numărul de alegeri "libere".
2. Este simetrică faţă de 0 (ca şi distribuţia normală).
3. Ca şi formă, este platikurtică faţă de curba normală, atunci când numărul gradelor de libertate este mai mic decât 30 (- degrees of freedom - ν < 30). Din motive practice, atunci când ν > 30, distribuţia t este identică cu distribuţia normală.

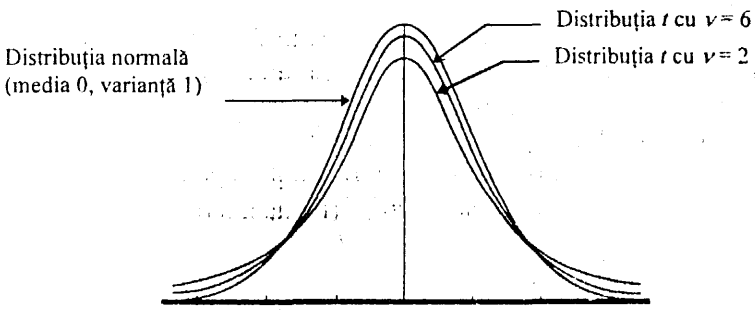


Figura 3-1. Distribuţia t (în cazul diferitelor grade de libertate) şi distribuţia normală.

Astfel, formula generală de calcul a intervalului de încredere când N < 30 este:

Limitele de încredere = $m \pm t \times$Em (3.2)

Exemplul 3.2.: Într-o clasă de 38 elevi (clasa a X-a) s-a aplicat o probă de verificare a cunoştinţelor la fizică. Corectarea şi prelucrarea primară a datelor a evidenţiat: $m = 21,8$, $s = 3,14$.

Se doreşte aflarea limitelor între care se află media populaţiei elevilor de clasa a X-a, prin intermediul respectivului test de cunoştinţe.

Urmărind paşii de la situaţia anterioară (N > 60) se va obţine:

Em = 0,50.

În continuare, se va aplica Formula 3.2 pentru a afla limitele de încredere.

Valoarea lui *t* se citeşte din tabelul valorilor lui *t*, întocmit de Student. Pentru acest lucru se va utiliza: $\nu = N - 2$ (grade de libertate), în cazul nostru: $\nu = 36$. În tabel căutăm pe coloană n=36 şi citim pe linie la p=.05, valoarea de 2,03.

Având toate datele, se trece la înlocuirea în formulă şi se vor obţine limitele de încredere între care se va afla media populaţiei cu probabilitatea aleasă: p = .01 sau p = .05.
În cazul că operăm cu p = .05 vom obţine:

21,8 + (2,03 · 0,50) = 22,81 (limita superioară)
21,8 - (2,03 · 0,50) = 20,79 (limita inferioară)

Dacă vom utiliza p = .01 vom avea:

21,8 + (2,72 · 0,50) = 23,16 (limita superioară)
21,8 - (2,72 · 0,50) = 20,44 (limita inferioară)

Interpretarea acestor valori este identică ca şi în cazul prezentat anterior (N > 60)

3.2.2. Semnificaţia frecvenţelor.

Nu de puţine ori, datele colectate în urma desfăşurării unor investigaţii se prezintă sub formă de frecvenţe sau procente, deci avem de-a face cu observaţii de nivel categorial. Ca şi în cazul mediilor, şi în aceste situaţii se ridică problema extinderii rezultatelor la nivelul populaţiei în vederea extragerii de concluzii şi interpretarea acestora. Vom departaja, ca şi mai sus, cele două cazuri, al eşantioanelor mari şi mici.

a) Estimatorii punctual şi interval ai unei frecvenţe, N > 60

Să considerăm π ca fiind parametrul ce reprezintă procentul sau frecvenţa populaţiei, clasificată într-o anumită categorie.
Atunci estimatorul punctual al parametrului frecvenţă va fi

$$\hat{\pi} = \frac{X}{N} \qquad (3.3)$$

unde X - numărul de observaţii clasificate în acea categorie
N - dimensiunea eşantionului
Estimatorul punctual al erorii standard va fi, în funcţie de estimatorul $\hat{\pi}$ al parametrului necunoscut π

$$\hat{\sigma}_{\pi} = \sqrt{\frac{\hat{\pi}(1-\hat{\pi})}{N}} \qquad (3.4)$$

Acest estimator poate fi utilizat mai departe pentru construcţia intervalului de încredere, care la pragul de semnificaţie p =.05 va fi

$$\hat{\pi} \pm 1.96\hat{\sigma}_{\pi} = \hat{\pi} \pm 1.96\sqrt{\frac{\hat{\pi}(1-\hat{\pi})}{N}} \qquad (3.5)$$

În general, ca estimator al parametrului necunoscut π se va considera frecvenţa relativă *f*.

Exemplul 3.3.: Într-un oraș oarecare se inițiează o anchetă în rândul a 600 gospodine privind preferința referitoare la locul de aprovizionare cu produse alimentare. Prelucrarea primară a datelor colectate a reliefat următoarele preferințe:

A. 150 gospodine preferă pieţele agro-alimentare;
B. 330 gospodine preferă magazinele de profil;
C. 120 gospodine apelează la magazine tip "Metro".

Cercetătorii doresc să cunoască situația preferințelor tuturor gospodinelor din localitatea respectivă.

Pentru a putea răspunde este nevoie de extrapolarea datelor obținute, de la nivelul eşantionului (600 gospodine) la cel al populației (toate gospodinele localității).

Pasul 1. Datele brute obținute sunt transformate în procente:

A. 150 . . . . . 25%
B. 330 . . . . . 55%
C. 120 . . . . . 20%

Pasul 2. Acest pas constă în transformarea procentelor obținute în *frecvențe relative (f)*, lucru uşor realizabil prin împărțirea procentelor obținute cu 100. Se va obține:

A. 25 / 100 = .25
B. 55 / 100 = .55
C. 20 / 100 =.20

În felul acesta, datele brute inițiale au fost transformate în frecvențe relative, formă convenabilă pentru a putea fi extrapolate.

Pasul 3. Având frecvențele relative stabilite se poate trece la determinarea erorii standard, folosind Formula (3.4):

$$Ef = \sqrt{\frac{f(1-f)}{N}} \qquad (3.6)$$

Înlocuind cu datele concrete vom obține:

A. $Efa = \sqrt{\frac{.25(1-.25)}{600}} = .01$

B. $Efb = \sqrt{\frac{.55(1-.55)}{600}} = .02$

C. $Efc = \sqrt{\frac{.20(1-.20)}{600}} = .01$

Pasul 4. Plecând de la frecvențele relative şi erorile standard aferente se poate trece la calcularea limitelor de încredere utilizând pragul de semnificație dorit
(p = .05 sau p = .01).

În situația utilizării lui p = .05 vom avea:

A. .25 ± 1,96 (.01) . . . . . .24 - .26
B. .55 ± 1,96 (.02) . . . . . .52 - 58
C. .20 ± 1,96 (.01) . . . . . .19 - 21

În cazul în care se dorește o mai mare precizie în extrapolare, se va lucra cu un p = .01, respectiv cu valoarea z = 2,58. Se va obține:

A. .25 ± 2,58 (.01) . . . . . .23 - 27
B. .55 ± 2,58 (.02) . . . . . .50 - 60
C. .20 ± 2,58 (.01) . . . . . .18 - 22

Pasul 5. Interpretarea rezultatelor obținute:

Situația A. Transcriind în procente datele finale (din pasul 4), vom putea afirma următoarele:

- Între 23% şi 27% dintre gospodinele localității unde s-a desfăşurat ancheta, preferă să se aprovizioneze cu produse din pieţele agro-alimentare. Având în vedere că aceste calcule s-au făcut având la bază pragul de risc: p = .01, trebuie să avem în vedere faptul că:

există, totuşi, posibilitatea ca 1% dintre gospodinele oraşului să prefere un alt mod de aprovizionare.

- Aceeaşi situaţie A, privită prin prisma lui p = .05 va duce la concluzia: între 24% şi 26% dintre gospodinele localităţii se aprovizionează din pieţele agro-alimentare. Afirmaţia este valabilă într-un procent de 95%, existând posibilitatea de a greşi în 5% din cazuri. Cu alte cuvinte, este posibil să existe maxim 5% dintre gospodine care să prefere alt mod de aprovizionare.

b) Estimatorii punctual şi interval ai unei frecvenţe, N < 60

În cazul în care volumul eşantionului este mic, cele descrise mai sus devin inoperante. În astfel de situaţii se modifică datele ce se introduc în calculul erorii standard astfel:

$$Ef = \sqrt{\frac{pr \cdot (1 - pr)}{N}} \quad (3.7)$$

unde *pr* - proporţia elementelor clasificate într-o anumită categorie

N - dimensiunea eşantionului

Exemplul 3.4. Dintr-o clasă de 30 elevi, clasa a VIII-a, au fost respinşi la o vizită medicală 8 elevi. Inspectorul şcolar doreste să afle care va fi procentul de respinşi pe întregul inspectorat.

Rezolvare:

8 elevi respinşi = .266 (f)

$$Ef = \sqrt{\frac{pr(1-pr)}{N}} = \sqrt{\frac{.26 \times .74}{30}} = .08$$

Limitele de încredere sunt:

p = .05: $.266 \pm 1{,}96(.08)$ .... .11 - .42

p = .01: $.266 \pm 2{,}58(.08)$ .... .06 - .47

Interpretarea datelor se face identic ca şi în cazul utilizării frecvenţelor relative.

c) Alegerea dimensiunii eşantionului

Am văzut până în momentul de faţă modul în care se poate face estimarea erorilor standard în cazul mediei şi al proporţiilor, atât pentru eşantioane mari, cât şi mici.

În acest punct se poate vorbi despre modul în care se poate stabili dimensiunea unui eşantion extras dintr-o populaţie. Faptul că un eşantion de ordinul a 1000 de subiecţi poate fi folosit pentru a studia populaţii de ordinul milioanelor, rezidă în proprietăţile inferenţiale ale estimatorilor erorii standard studiaţi mai sus.

Înainte de începerea unui studiu, este necesar să cunoaştem dimensiunea eşantionului care să ne ofere un anume grad de acurateţe al estimării care ne interesează.

Elementele care trebuie luate în considerare în stabilirea dimensiunii eşantionului sunt următoarele:

1. *Precizia*, adică, trebuie să stabilim cât de aproape va fi estimatorul de parametrul cercetat al populaţiei, deci să decidem cât de mare ne "permitem" să fie eroarea, sau ceea ce se mai cheamă "marja de eroare".
2. *Probabilitatea* cu care eroarea stabilită mai sus să nu fie depăşită.
3. *Gradul de variabilitate* al variabilelor studiate. Cu cât populaţia este mai eterogenă, cu atât eşantionul trebuie să fie mai mare.
4. *Metoda de eşantionare*: În funcţie de metoda de eşantionare utilizată, se va stabili şi dimensiunea eşantionului, de exemplu, în cazul unei eşantionări aleatoare statificate, se poate considera un eşantion mai restrâns decât în cazul unei eşantionări grupale. Eşantionarea simplă aleatoare şi sistematică pot utiliza aceleaşi formule pentru determinarea dimensiunii, dacă nu există tendinţe sau manifestări ciclice ale valorilor variabilelor din populaţia de referinţă.

5. *Cantitatea și tipul de analiză.* Cu cât analiza este mai complexă, adică cu cât sunt mai multe variabile implicate în analiză, cu atât eșantionul trebuie să fie mai mare. Ca o consecință a dezvoltării complexității analizelor statistice în științele sociale, se poate remarca creșterea dimensiunii eșantioanelor în ultima perioadă de timp.
6. *Resursele materiale* care vizează banii, timpul, personalul uman, etc. de care dispunem pentru a efectua analiza. Se poate întâmpla ca în urma aplicării formulelor necesare pentru determinarea dimensiunii, să ajungem la o mărime a eșantionului care să nu poată fi acoperită din resursele de care dispunem. Astfel încât se impune ca înaintea derulării unui studiu, să corelăm cu atenție costurile și beneficiile unui eșantion mare cu importanța, nivelul de acuratețe și complexitatea problemei.

i) Stabilirea dimensiunii eșantionului pe baza estimării mediilor

Pentru stabilirea dimensiunii eșantionului, vom utiliza formula

$$N = \frac{z^2 \cdot s^2}{E^2} \qquad (3.8)$$

unde N - dimensiunea eșantionului
z - scorul z corespunzător coeficientului de încredere dorit
s - estimatorul abaterii standard a populației
E - eroarea maximă permisă, "marja de eroare"

- z - se va lua în funcție de coeficientul de încredere (CI), respectiv
  $z = 2.58$ pentru un CI de 99%
  $z = 1.96$ pentru un CI de 95%
- s - variabilitatea populației este măsurată de abaterea standard. De aceea, este bine a se consulta un studiu existent pentru a afla s, sau a se efectua un "studiu pilot" care să-l estimeze pe s, înaintea efectuării studiului principal
- E - eroarea maximă pe care o poate tolera cercetătorul, fiind în general jumătate din intervalul de încredere corespunzător; o eroare mică va cere o dimensiune mare a eșantionului, pe când o valoare mare permite stabilirea unor dimensiuni mai mici ale eșantionului.

În cazul estimării proporțiilor, această eroare se poate lua de la 1% până la 5%.

Exemplul 3.5.

Să presupunem că dorim să efectuăm un studiu asupra salariului mediu pe lună al locuitorilor orașelor unei țări. Eroarea pe care ne-o propunem în estimarea mediei trebuie să fie de 100 de unități monetare, la un coeficient de încredere de 95%. Dacă presupunem că abaterea standard este estimată a fi de 1000 unități, atunci dimensiunea eșantionului va fi, conform Formulei 3.8

$$N = \frac{1.96^2 \cdot 1000^2}{100^2} = 385$$

Dacă se dorește obținerea valorilor la un coeficient de încredere mai mare, de 99%, atunci

$$N = \frac{2.58^2 \cdot 1000^2}{100^2} = 666$$

ii) Stabilirea dimensiunii eșantionului pe baza estimării proporțiilor

Pentru aceasta, vom utiliza formula

$$N = pr(1-pr)\frac{z^2}{E^2} \qquad (3.9)$$

unde *pr* - proporția populației clasificată într-o anumită categorie.

Valoarea lui *pr* poate fi estimată dintr-un studiu pilot. Dacă *pr* nu se cunoaște, vom considera $pr = 0.5$, cazul cel mai "defavorabil", oricum *pr(1-pr)* având valoarea cea mai mare în cazul în care $pr = 0.5$.

Exemplul 3.6.

Dorim să efectuăm un studiu asupra proporției elevilor din clasa terminală de liceu care doresc să urmeze studii universitare. Eroarea pe care ne-o permitem va fi de 0.10, cu un coeficient de

încredere de 95%. Atunci, conform Formulei 3.9, dimensiunea eşantionului va fi dată de

$$N = 0.5 \cdot 0.5 \frac{1.96^2}{0.1^2} = 96.04$$

iii) Factorul de corecţie pentru o populaţie finită

Dacă se extrage un eşantion fără înlocuire (subiecţii extraşi o dată sunt eliminaţi din populaţie) dintr-o populaţie de dimensiune mică, eroarea stadard se reduce. De aceea, este nevoie de un factor de corecţie, unde eroarea standard a mediei are forma

$$\sigma_m = \frac{\sigma}{\sqrt{N_{pop}}} \sqrt{\frac{N_{pop} - N}{N_{pop} - 1}} \qquad (3.10)$$

unde σ - abaterea standard a populaţiei
N_{pop} - dimensiunea populaţiei
N - dimensiunea eşantionului

În cazul proporţiilor, formula devine

$$\sigma_p = \sqrt{\frac{\pi(1-\pi)}{N}} \sqrt{\frac{N_{pop} - N}{N_{pop} - 1}} \qquad (3.11)$$

unde π - proporţia elementeleor clasificate într-o anumită categorie

3.2.3 Semnificaţia coeficientului de corelaţie.

După cum s-a arătat la momentul respectiv, coeficientul de corelaţie indică gradul de legătură, de covariere liniară între două variabile. Şi în aceste situaţii se pune problema de a vedea care este relaţia la nivelul populaţiei, a ceea ce s-a surprins la eşantionul extras.

Problema se poate rezolva în mai multe feluri:

1. Sunt cunoscute în literatura de specialitate tabelele speciale care conţin *valorile minime, critice ale coeficienţilor de corelaţie* pe care orice coeficient trebuie să o depăşească pentru a fi semnificativ la un prag oarecare de semnificaţie
(minim p =.05).

Determinarea semnificaţiei se face prin simpla comparare a coeficientului de corelaţie obţinut cu cel critic din tabel (vezi volumul 1 al cursului).
Pentru început, determinăm gradul de libertate: $\nu = N - 2$, respectiv al liniei în care se face compararea, la diferite valori de probabilitate.

Exemplul 3.7.: Într-o cercetare s-a ajuns la rezultatul: $r = .46$, la un N = 38.

Verificarea semnificaţiei acestui coeficient de corelaţie la nivelul populaţiei se face astfel:

Pasul 1. Stabilirea gradului de libertate:

$$\nu = N - 2 = 38 - 2 = 36$$

Pasul 2. Extragerea din tabel a valorilor corespunzătoare liniei 36, sau a celei mai apropiate în cazul lipsei celei căutate.

ν	p = .10	p = .05	p = .02	p = .01
3				
4				
.				
.				
35	.27	.32	.38	.41

Pasul 3. Comparăm valoarea obţinută în cadrul cercetării cu valorile critice ale tabelului. Observăm că valoarea obţinută: $r = .46$ este mai mare decât cea corespunzătoare pentru p = .01, adică .41. Concluzia este că, valoarea găsită este puternic semnificativă, ceea ce se scrie $r = .46$, $p < .01$

2. Un alt mod de a verifica dacă un coeficient de corelaţie este semnificativ, este *testul Student (t)*.

a) Cazul în care N < 60

Formula folosită în acest caz este:

$$t = \frac{|r|\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-r^2}} \quad (3.12)$$

Exemplul 3.8.

Un cercetător obţine într-un studiu: $r = .29$, la un N = 28. Pentru verificarea semnificaţiei, utilizăm testul lui Student (Anexa 3). Înlocuind, vom obţine:

$$t = \frac{|r|\sqrt{N-2}}{\sqrt{1-r^2}} = \frac{.29\sqrt{28-2}}{\sqrt{1-.29^2}} = 1.544$$

Verificând în tabelul lui Student (t) la $v = N - 2$ grade de libertate, vom constata că acest coeficient de corelaţie este nesemnificativ. Valoarea critică, minimă conform tabelului pentru semnificaţie este: $t = 2.06$, $p = .05$.

b) Cazul în care N > 30 se poate utiliza *testul epsilon*. rezultatul fiind comparat cu valorile z. corespunzătoare probabilităţilor: p = .01 sau p = .05.

Formula lui epsilon este:

$$E = \frac{|r|}{\sqrt{N-1}} \quad (3.13)$$

Menţionăm, în încheiere faptul că, în acest capitol au fost prezentate doar modalităţile generale, aplicabile în majoritatea situaţiilor întâlnite în timpul desfăşurării investigaţiilor psihologice sau sociologice.

4. IPOTEZA STATISTICĂ

- **ipoteză** → **nulă** / **ştiinţifică**
- **prag de semnificaţie**

4.1. Ipotezele statistice

Problematica ipotezelor este pe larg dezbătută în cadrul cursului de psihologie experimentală. În cazul de faţă vom trece în revistă doar acele caracteristici ce sunt absolut necesare pentru înţelegerea capitolului următor (5), al comparaţiilor.

De la început se impune sublinierea faptului că, există două categorii de ipoteze: *ipoteza ştiinţifică, specifică sau alternativă (Hs) şi ipoteza statistică sau nulă (Ho).*

Ipoteza ştiinţifică sau specifică (Hs) nu este altceva decât o supoziţie cu privire la anumite relaţii de cauzalitate dintre: variabila independentă şi cea dependentă.

Momentul formării ipotezei specifice constituie de fapt, momentul creator al cercetării experimentale.

Condiţiile pe care o ipoteză specifică trebuie să le respecte sunt:

a. Trebuie să se bazeze pe o bogată informaţie din domeniul respectiv, adică să se ridice la nivelul de dezvoltare ştiinţifică contemporană. În acelaşi timp, această informaţie este şi cadrul conceptual al ipotezei;

b. Orice ipoteză trebuie să fie fecundă, adică să ofere explicaţii ansamblului de date colectate şi astfel să asigure progresul cercetării în cauză;
c. O altă cerinţă rezidă în faptul că o ipoteză trebuie să fie verosimilă, respectiv plauzibilă;
d. În final, subliniem că ipotezele formulate trebuie să fie şi verificabile, testabile.

Aşa cum am arătat, ipoteza specifică se referă la o legătură de cauzalitate între două sau mai multe variabile. Dar, trebuie să admitem faptul că, este posibil să intervină şi întâmplarea, hazardul care să influenţeze mai mult sau mai puţin semnificativ relaţia cercetată.

Plecând de la această posibilitate (influenţa hazardului), statistica aplicată în psihologie şi sociologie a introdus o altă ipoteză: *ipoteza statistică sau nulă (Ho)*, care se referă exclusiv la acest hazard. **Prin această ipoteză (H_0) se atribuie diferenţele constatate exclusiv întâmplării şi se enunţă pentru toate cazurile în aceiaşi termeni.** *Atenţie!* Ambele ipoteze (H_0 şi Hs) se referă la populaţie şi nu la eşantionul cu care se operează.

Modul de utilizare al celor două ipoteze este:

Cercetătorul, pentru a dovedi justeţea ipotezei specifice, ştiinţifice (Hs), va admite în derularea raţionamentului său ca premisă, ipoteza statistică, sau nulă (H_0). Adică, va considera că, diferenţele constatate se datoresc exclusiv hazardului (generate de legile probabilităţilor).

În cazul în care se constată faptul că, probabilitatea obţinerii diferenţelor în cauză este mică (în general sub $p < .05$) atunci, această ipoteză nulă este respinsă, deci diferenţele nu se datoresc întâmplării. Acest lucru atrage după sine acceptarea ipotezei specifice ca fiind adevărată.

Dacă însă, probabilitatea este mare (când $p > .05$) ca diferenţele constatate să fie în favoarea ipotezei nule, adică să se

datorească hazardului, ipoteza specifică, ştiinţifică, formulată de cercetător nu poate fi acceptată ca fiind adevărată.

Altfel spus, sunt acceptate ca fiind semnificative acele rezultate, care au şansele de a se întâmpla, prin jocul hazardului într-un număr mai mic de 5% din totalul cazurilor. Obişnuit, acest lucru se scrie: $p < .05$ şi constituie ***pragul de semnificaţie***, ce indică gradul de risc pe care ni-l asumăm.

Ipotezele statistice sunt întotdeauna însoţite de două tipuri distincte de erori:

- Tipul I sau *alfa* – eroare ce constă în probabilitatea de a respinge ipoteza nulă cu toate că în realitate ea este adevărată;
- Tipul II sau *beta* – eroare ce constă în acceptarea ipotezei nule, ipoteză ce în realitate este falsă.

Combinarea celor două situaţii de eroare duce la următoarea situaţie sintetică:

	Situaţie reală	Situaţie reală
Decizia cercetătorului	Ho – adevărată	Ho – falsă
Acceptă Ho	Corectitudine	Eroare tip II, beta
Respinge Ho	Eroare tip I, alfa	Corectitudine

Pentru verificarea ipotezelor statistice, se face uz de un procedeu statistic specific numit, *test* sau *criteriu,* care permite stabilirea unor probabilităţi.

4.2. Elementele testării ipotezelor

Testarea statistică a ipotezelor asupra unui parametru presupune implicarea a cinci elemente: presupuneri sau asumpţii, ipoteze, test statistic, valoarea p şi concluzia.

Asumpțiile

Toate testele statistice se bazează pe anumite asumpții sau presupuneri care trebuie validate pentru ca testele să fie valabile. Acestea privesc:

1. *Scala de măsurare* - fiecare test statistic se referă la un anumit nivel de măsurare.
2. *Forma distribuției populației* - în cazul multor teste, variabila trebuie să fie de tip interval sau chiar normal distribuită în populație.
3. *Metoda de eșantionare* - formulele anumitor teste necesită eșantionare simplă aleatoare.
4. *Dimensiunea eșantionului*: multe teste necesită o anumită dimensiune minimă a eșantionului pentru a fi valide.

Ipotezele: au fost discutate mai sus.

Testul statistic

Testul statistic este acel indice statistic care ne permite testarea ipotezei nule. Cunoștințele asupra distribuției de eșantionare a indicelui statistic ne permit să calculăm probabilitatea existenței anumitor valori specifice ale indicelui (valori ca cele observate în analiză) în condițiile în care ipoteza nulă ar fi adevărată.

Valoarea p

Valoarea p este probabilitatea cu care valorile testului statistic vor apare în colectia de valori (în populație), dacă ipoteza nulă este adevărată. O valoare potrivită sau mare a lui p înseamnă că datele care fac obiectul studiului nostru vor verifica ipoteza nulă. De exemplu, dacă p este .3 sau .9, există șanse mari ca în populație să obținem date ca acelea care au fost observate, în condițiile în care ipoteza nulă este adevărată. Pe de altă parte, o valoare p de .01 ne spune că este foarte puțin probabil să obținem date ca acelea care au fost observate, în condițiile în care ipoteza nulă ar fi adevărată. Deci, cu cât valorile lui p

sunt mai mici, cu atât rezultatele eșantionului nostru sunt mai contradictorii față de ipoteza nulă.

Concluzia

Întotdeauna, valorile obținute ale lui p trebuie specificate în rapoartele de cercetare, pentru ca cei interesați să poată judeca ei înșiși argumentele acceptării sau respingerii ipotezei nule. Dacă p este suficient de mic, se poate lua decizia respingerii ipotezei nule, deci a acceptării ipotezei științifice. De obicei, valorile p luate în considerare sunt foarte mici, ca $p < .05$ sau $p < .01$, tocmai pentru a concluziona că datele conțin suficiente evidențe în a respinge ipoteza nulă.

5. PROBLEMATICA COMPARAȚIILOR

- **semnificația diferențelor dintre medii: testele *z*, *t***
- **semnificația diferenței dintre frecvențe: testul χ^2**
- **semnificația diferenței dintre coeficienții de corelație**
- **semnificația diferenței dintre dispersii**

De cele mai multe ori, în investigațiile psihologice, cercetătorii utilizează planuri experimentale pentru a demonstra justețea ipotezelor științifice avute în vedere. În consecință, cercetătorul va lucra cu două sau mai multe grupe, numite: experimentale și de control.

După derularea manipulării variabilei independente și înregistrarea modificărilor variabilei dependente, se ridică problema, dacă diferențele constatate se datoresc, în realitate, intervenției cercetătorului sau pur și simplu se datoresc hazardului.

În funcție de natura datelor brute colectate, cercetătorul va decide asupra criteriului de semnificație utilizat: semnificația diferențelor dintre medii, semnificația diferențelor dintre frecvențe sau procente, semnificația diferențelor dintre coeficienții de corelație.

5.1. Semnificația diferențelor dintre medii.

Testele de semnificație dintre medii se pot face atunci când ne interesează:

- diferențele dintre media observată a eșantionului și o valoare cunoscută ca medie a populației (media populației

se poate lua ca fiind cunoscută prin ipoteză sau pe baza estimărilor din studii efectuate anterior)
- diferențele dintre mediile eșantioanelor a două grupuri (independente sau perechi)

Este extrem de important în aceste cazuri, să stabilim exact situația în care ne aflăm din punct de vedere al structurii și volumului eșantioanelor aflate în studiu. Tabelul 5-1 prezintă sintetic această situație.

Tabelul 5-1. Relația dintre volumul și tipul eșantioanelor aflate în studiu.

Volumul eșantionului	Tipul eșantionului	Criteriul de utilizat
N > 30	Independent	Criteriul *z*
N < 30	Independent	Criteriul *t*
N < 60	Pereche	Criteriul *tp*

5.1.1. Semnificația diferențelor dintre media eșantionului și media cunoscută în populație - testul z pentru un eșantion

Să presupunem că am extras un eșantion din populația unei țări și am calculat valoarea medie și abaterea standard a coeficientului de inteligență, acestea fiind respectiv $m = 93{,}56$ și $s = 12.18$. Se știe, pe baza a numeroase investigații făcute ani de-a rândul, că aceste valori relativ la întreaga populație a țării sunt respectiv 100 și 15. Se pune întrebarea dacă această diferență observată este reală sau se datorează doar hazardului? Dacă diferența se va dovedi a fi reală, va rezulta că au intervenit modificări în cadrul populației, care au condus la schimbarea valorii coeficientului de inteligență. În cele ce urmează, vom examina cele 5 elemente punctate la sfârșitul capitolului anterior.

1. **Asumpții**: avem un eșantion aleator de dimensiune n > 30, deci putem să utilizăm faptul că distribuția de eșantionare va fi aproximativ normală. În plus, variabila care ne interesează este măsurată la nivel interval.

2. **Ipoteze**:

H_0: $m = \mu c$

Hs: $m \neq \mu c$; $m > \mu c$ sau $m < \mu c$

unde m - media eșantionului

μc - media cunoscută "a priori" a populației

Deci, *ipoteza nulă* își propune să testeze lipsa diferenței între medii, ceea ce s-ar traduce, în cazul în care ea ar fi acceptată ca adevărată, în faptul că variația mediei eșantionului față de media cunoscută a populației se datorează hazardului, deci nu unei modificări intrinseci în cazul populației. În cazul în care ipoteza nulă s-ar respinge, ar însemna că există o diferență între cele două medii, deci s-ar accepta ipoteza alternativă sau de cercetare.

Ipoteza alternativă sau de cercetare testează existența diferenței între medii, în primul caz ($m \neq \mu c$) fără o relație de ordine, iar în al doilea ($m > \mu c$ sau $m < \mu c$) implicând o relație de ordine între cele două medii. Ipoteza de cercetare este cea care formalizează "intuiția" cercetătorului în ceea ce privește problema studiată, de exemplu în cazul exemplului nostru, cercetătorul "crede" că ceva s-a întâmplat în cadrul populației, deci că media coeficientului de inteligență s-a modificat în ultima perioadă și, în cazul în care i se confirmă acest lucru, dorește să-l investigheze.

Atunci când se testează ipoteza alternativă sub forma $m \neq \mu c$, spunem că efectuăm un **test bidirecțional** (two-sided), adică pe cercetător nu-l interesează relația de ordine dintre cele două medii, ci, pur și simplu, diferența dintre ele.

Când se testează ipoteza alternativă sub forma $m > \mu c$ sau $m < \mu c$, spunem că efectuăm un **test unidirecțional** (one-sided), deci pe cercetător îl interesează relația de ordine dintre cele două medii, sau *direcția* relației.

3. **Testul statistic**

Atunci când n > 60, știm din Teorema Limită Centrală că distribuția de eșantionare a lui m este aproximativ normală cu media μ și eroarea standard $\sigma_m = \sigma / \sqrt{N}$

Raționamentul care-l vom face se va referi la distanța valorilor observate m față de valoarea μc din ipoteza nulă, relativ la eroarea standard. Astfel, dacă valorile m se vor afla cu preponderență în cozile distribuției de eșantionare, ne vom îndoi de validitatea ipotezei nule, deci raționamentul nostru va fi: dacă $m = \mu c$ este adevărată, atunci probabilitatea de a observa o valoare m departe de μc va fi mică.

Vom utiliza ca și test statistic scorul z

$$z = \frac{m - \mu_c}{\hat{\sigma}_m} \qquad (5.1)$$

unde $\hat{\sigma}_m$ este estimatorul erorii standard. Acest estimator se poate utiliza în cazul eșantioanelor mai mari de 60, pentru care valoarea lui este apropiată de σ. Atunci când ipoteza nulă este adevărată, distribuția de eșantionare a acestui test este aproximativ distribuția normală standard (cu media 0 și abatere standard 1).

4. **Valorile p**

Atunci când ipoteza nulă este adevărată, p este acea probabilitate de a obține o valoare m cel puțin la fel de depărtată de μc *în oricare dintre direcții*, ca și valoarea observată a lui m.

5. **Concluzii**

Cercetătorul va raporta valoarea lui p, astfel încât cei interesați să-și poată forma o opinie asupra rezultatelor. Cu cât p va fi mai mic, cu atât vor fi mai multe evidențe împotriva ipotezei nule și în favoarea ipotezei alternative.

Exemplul 5.1:

Un criminalist este interesat în analizarea fenomenului criminalității grave într-un anumit județ al României. El are la îndemână datele unui studiu extensiv efectuat în 1992, în care numărul mediu al tuturor persoanelor vinovate de omor grav a fost 2. Criminalistul are motive să creadă că acest număr a crescut până în 1997, astfel încât el extrage un eșantion aleator de 36 persoane din

totalitatea celor cu pedepse pentru crime grave, din judeţul în cauză, în anul 1997.

1. **Asumpţii**: eşantionul este selectat aleator, cu o dimensiune mai mare de 30, iar variabila luată în calcul este de tip interval.

2. **Ipoteze**: considerăm μc = 2 - media celor pedepsiţi pentru crime grave în 1992. Atunci, ipotezele vor fi

H_0: $m = \mu c = 2$

H_s: $m > 2$

Menţionăm că acest plan de analiză s-a făcut înaintea efectuării studiului.

3. **Testul statistic**. Presupunem că media obţinută pentru eşantionul de 36 persoane este $m = 2.8$ şi eroarea standard $s = 2$. Atunci estimatorul erorii standard pentru distribuţia de eşantionare a lui m va fi

$$\hat{\sigma}_m = \frac{\hat{\sigma}}{\sqrt{n}} = \frac{s}{\sqrt{n}} = \frac{2}{\sqrt{36}} = .33 \qquad z = \frac{m - \mu_c}{\hat{\sigma}_m} = \frac{2.8 - 2}{.33} = 2.4$$

, şi deci

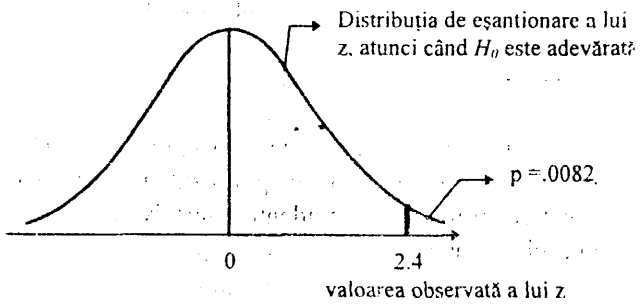


Figura 5-1. Calculul lui p pentru un test unidirecţional

4. Valoarea p: Deoarece ipoteza alternativă este unidirecţională valoarea p este probabilitatea ca z să fie mai mare decât 2.4, dacă ipoteza nulă ar fi adevărată. Din tabelul Anexa 2, se observă că această probabilitate este p = .0082. Deci, este foarte puţin probabil ca ipoteza nulă să fie adevărată, adică să nu existe diferenţe între

cele două medii. În acest caz, se respinge ipoteza nulă şi se acceptă ipoteza ştiinţifică.

5. Concluzia: Pe baza celor constatate, criminalistul poate să raporteze valoarea p=.0082, valoare îndeajuns de mică pentru a avea motive puternice de a respinge ipoteza nulă. Deci, acesta este îndreptăţit să afirme că, faţă de anul 1992, numărul crimelor grave s-a mărit semnificativ.

Exemplul 5.2. Să presupunem că cercetătorul nostru n-ar fi putut să facă nici o presupoziţie asupra direcţiei datelor din 1997. În acest caz, ipoteza alternativă devine

H_s: $\mu_1 \neq 2$, deci vom lucra cu un test bidirecţional.

Singura diferenţă faţă de situaţia anterioară este calculul valorii lui p=.0082+.0082=.0164, valoare care rămâne semnificativă la un prag de .05.

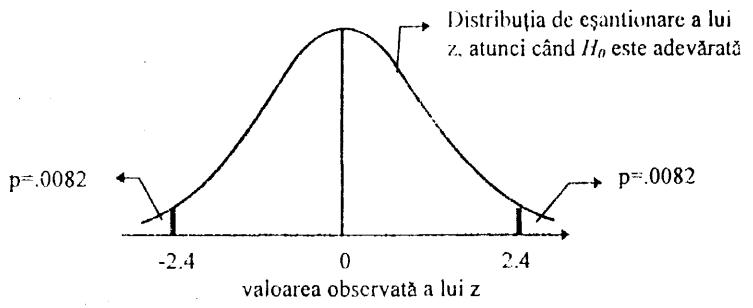


Figura 5.2. Calculul lui P pentru un test bidirecţional

Observaţie:

Pentru a decide efectuarea unui test uni sau bidirecţional, este bine să fie foarte bine precizat obiectul testului. O întrebare ca "Să testăm dacă media *s-a schimbat*" presupune efectuarea unui test bidirecţional, pe când "Să testăm dacă media *a crescut*" presupune efectuarea unui test unidirecţional.

5.1.2 Semnificaţia diferenţelor dintre două medii în cazul când $N_1 > 30$ şi $N_2 > 30$, eşantioane independente.

Exemplul 5.3.: Un psiholog industrial a aplicat o probă de relaţii spaţiale la două grupe de muncitori: unul din secţia debitare şi altul din secţia vopsitorie ai aceleiaşi intreprinderi.

După prelucrarea primară a datelor brute se obţine:

Grupul A – debitare: $m_A = 24,5$
$s_A = 8,16$
$N = 63$

Grupul B – vopsitorie: $m_B = 26,1$
$s_B = 7,3$
$N = 58$

Cercetătorul presupune prin ipoteza specifică (H_s) că specificul locului de muncă influenţează semnificativ capacitatea de percepţie a relaţiilor spaţiale.

Raţionamentul de urmat într-o astfel de situaţie este:

Pasul 1. Se introduce şi se acceptă ipoteza statistică, nulă (H_0). Adică: diferenţele constatate între cele două medii se datoresc exclusiv hazardului şi nu specificului locului de muncă, respectiv al activităţii desfăşurate.

Pasul 2. Alegerea testului, sau a criteriului de verificare. În situaţia dată, datorită faptului că N estemai mare decât 30, (iar eşantioanele sunt independente) se aplică: **criteriul z**

$$|z| = \frac{m_A - m_B}{\sqrt{\frac{s_A^2}{N_A} + \frac{s_B^2}{N_B}}} \qquad (5.2)$$

Pasul 3. Având toate datele necesare, furnizate de către statistica descriptivă aplicată se poate trece la înlocuire:

$$|z| = \frac{24,5 - 26,1}{\sqrt{\frac{8,16^2}{63} + \frac{7,3^2}{58}}} = 1,14$$

Pasul 4. Această valoare obţinută: $z = 1,14$ este semnificativă sau nu?

Pentru a răspunde, este nevoie să apelăm la valorile critice, faţă de care se va putea afirma dacă valoarea calculată, respectiv diferenţa dintre cele două medii (parametrii celor două grupe) este sau nu semnificativă.

În cazul criteriului *z*, interpretarea se leagă de două repere (coordonate) ale distribuţiei normale standard. Acestea sunt: $z = 1,96$ pentru $p = .05$ şi $z = 2,58$ pentru $p = .01$.

Pasul 5. După cum s-a arătat în capitolele anterioare, valorile critice reprezintă valorile minime pe care rezultatul obţinut prin calcul trebuie să le atingă, pentru ca acesta să fie semnificativ.

În cazul nostru aceste valori critice sunt: $z = 1,96$ la $p = .05$ şi $z = 2,58$ la $p = .01$. Valoarea calculată este: $z = 1,14$, valoare ce nu se ridică la nivelul critic minim (1,96), adică. $z = 1,14$, $p > .05$.

Reamintându-ne cele specificate în capitolul referitor la ipoteze, putem concluziona: diferenţele se datoresc hazardului şi nu influenţei specificului locului de muncă. Astfel, ipoteza statistică (H_0) este acceptată, ceea ce atrage după sine renunţarea la ipoteza specifică, ştiinţifică (H_s).

5.1.3. Semnificația diferenței dintre două medii în situația: $N_1 < 30$ și $N_2 < 30$, eșantioane independente.

Vom exemplifica această situație plecând de la un *exemplu* concret.

Exemplul 5.4. Un psiholog din domeniul școlar dorește să stabilească dacă între clasele a X-a A și a X-a B, diferența obținută la testul de cunoștințe de chimie este sau nu semnificativă, cu alte cuvinte, este clasa A mai bună decât clasa B ?

Parametrii celor două clase sunt:

Clasa A:		Clasa B:	
$m_A = 18{,}3$		$m_B = 13{,}8$	
$N_A = 21$		$N_B = 19$	
$\Sigma(x - m_A) = 4$		$\Sigma(x - m_B) = 3.5$	

Demersul ce trebuie urmat în astfel de situații este:

Pasul 1. Suntem în situația când: $N_i < 30$, eșantioanele sunt independente;

Pasul 2. Situația reclamă aplicarea testului *t*, care are formula:

$$|t| = \frac{m_A - m_B}{\sqrt{S^2\left(\frac{1}{N_A} + \frac{1}{N_B}\right)}} \qquad (5.3)$$

Pasul 3. Din Formula 5.2 acel *S* reprezintă **dispersia colectivității**, fiind vorba de combinarea celor două colectivități și are următoarea formulă de determinare:

$$S^2 = \frac{\Sigma(x - m_A)^2 + \Sigma(x - m_B)^2}{N_A + N_B - 2} \qquad (5.4)$$

În cazul în care la nivelul statisticii descriptive s-a operat cu date codificate, se operează următoarea schimbare în Formula 5.4:

$$\sum(x - m)^2 = \sum fu \cdot u - \frac{(\sum fu)^2}{N} \qquad (5.5)$$

Pasul 4. Se trece la înlocuirea în formulă. În cazul datelor noastre se obține:

a. $$S^2 = \frac{16 + 12{,}25}{21 + 19 - 2} = 0{,}72$$

b. $$|t| = \frac{18{,}3 - 13{,}8}{\sqrt{0{,}74\left(\frac{1}{21} + \frac{1}{19}\right)}} = 17{,}3$$

Pasul 5. Pentru verificarea gradului de semnificație a valorii găsite se face apel la tabelul lui Student, care cuprinde valorile critice ale lui *t*.

Înainte de toate se determină gradul de libertate: $\nu = N_A + N_B - 2 = 38$, care ne indică linia de urmărit în tabel.

Pasul 6. Extragem din tabelul lui Student linia 38, sau pe cea mai apropiată:

ν	p = .10	p = .05	p = .02	p = .01
1				
2				
3				
.				
40	1,68	2,02	2,42	2,71

Comparând valoarea calculată cu valorile critice, vom constata foarte lesne faptul că: probabilitatea ca această diferență să se datoreze hazardului este sub 1%. De aici concluzia: diferența constatată între cele două clase se poate datora hazardului într-o proporție de sub 1%. Ca atare, ipoteza nulă (H_0) este respinsă și se acceptă ipoteza specifică (H_s), formulată de cercetător. Cu alte cuvinte, diferența se datorează clasei A, care are o pregătire superioară, manifestată în performanțele obținute la testul de cunoștințe.

Exemplul 5.5 rezolvat cu ajutorul calculatorului

S-a administrat un test de evaluare a cunoştinţelor de calculator la 22 de studenţi după efectuarea unui curs de informatică. S-a înregistrat genul studenţilor (1 - masculin, 2 - feminin). Se cunoaşte că, cu un an în urmă li s-a administrat acelaşi test altor 22 studenţi după ce au urmat cursul de informatică. Media obţinută la test a fost de 10.5. Ne interesează testarea mai multor ipoteze.

a). Sunt oare studenţii anului în curs mai instruiţi în informatică la sfârşitul testului decât cei de anul trecut? Vom utiliza **testul t pentru un singur eşantion**.

b) Există oare diferenţe între instruirea femeilor şi bărbaţilor, în urma parcurgerii cursului? Vom utiliza **testul t pentru grupuri independente**.

Tabelul 5-2. Tabelul cu datele celor 22 de studenţi care au urmat un curs de informatică.

Nr.	Sex	Nivelul instruirii	Nr.	Sex	Nivelul instruirii
1	1	14,00	12	2	14,00
2	2	16,00	13	1	15,00
3	1	17,00	14	1	13,00
4	1	13,00	15	2	12,00
5	2	10,00	16	1	17,00
6	2	8,00	17	1	15,00
7	1	14,00	18	2	11,00
8	2	19,00	19	2	12,00
9	2	17,00	20	1	12,00
10	1	11,00	21	2	16,00
11	2	12,00	22	1	17,00

a) Testul t pentru un eşantion

Ceea ce ne interesează este dacă studenţii care au urmat actualmente cursul de informatică sunt mai instruiţi decât cei de anul trecut.

Pentru aceasta, vom urmări paşii:

1. Se crează un fişier, numit test.sav, în care să intervină variabilele SEX şi NIVELI, în care se vor introduce valorile corespunzătoare din tabelul de mai sus.
2. Din meniul **Statistics**, opţiunea **Compare Means**, se alege subopţiunea **One-Sample T Test...**
3. Selectăm variabila NIVELI.
4. În câmpul **Test Value** trecem media obţinută anul trecut, 10.5, cu care vom face compararea.
5. Confirmăm operaţia prin **OK**.

În urma operaţiilor de mai sus, vom obţine ca output următoarele:

One Sample t-tests

Variable	Number of Cases	Mean	SD	SE of Mean
NIVELI	22	13,8636	2,748	,586

Test Value = 10.5

Mean Difference	95% CI Lower	Upper	t-value	df	2-Tail Sig
3,36	2,145	4,582	5,74	21	,000

Concluzie:

Dacă valoarea 2-tail Sig < 0.05 (este vorba de un test de semnificaţie bidirecţional - 2 tail Significance), înseamnă că diferenţa între medii este semnificativă, adică există o diferenţă semnificativă între rezultatele de anul trecut ale studenţilor şi cele de acum, şi anume, studenţii de acum sunt mai instruiţi decât cei de anul trecut. (Mean=13.86 > 10.5).

b) Testul t pentru grupuri independente

Problema care ne interesează este dacă există vreo diferenţă între femei şi bărbaţi între rezultatele obţinute în urma efectuării cursului de informatică.

Deoarece nu bănuim a priori relația de ordine dintre cele două grupuri, vom efectua un test bidirecțional de semnificație.

Față de testul *t* studiat anterior, pentru un singur eșantion, în ceea ce privește asumpțiile care trebuie să le îndeplinească datele, pe lângă cele generale (1 - eșantionare simplă aleatoare, 2 - date măsurate pe scală interval sau raport, 3 - scorurile trebuie să fie normal distribuite în populație), se mai adaugă și condițiile 4 și 5.

Asumpții:

4. *Independența grupurilor*: subiecții incluși în analiză trebuie să apară doar într-un singur grup.
5. *Omogenitatea variației*: grupurile trebuie să provină din populații cu varianțe egale.

Să ne amintim că varianța măsoară cât sunt de împrăștiate scorurile în jurul mediei. Cu cât scorurile sunt mai împrăștiate, cu atât varianța este mai mare. În ceea ce privește testul *t* pentru independența a două grupuri, trebuie să ne asigurăm că cele două grupuri au o varianță aproximativ egală.

Programul SPSS calculează două valori ale testului *t*, atât în cazul variației egale, cât și inegale a grupurilor. În general, testul *t* presupune **omogenitatea variației**, adică egalitatea variației, aceasta întâmplându-se când grupurile sunt extrase din aceeași populație. Cu toate că testul *t* presupune ca asumpție omogenitatea variației, el este destul de **robust**, înțelegând prin aceasta proprietatea testului de a furniza rezultate satisfăcătoare, chiar în condițiile în care anumite asumpții nu sunt satisfăcute.

SPSS utilizează testul Levene pentru testarea egalității variației (vezi paragraful 5.4). Dacă acest test este semnificativ ($p < 0.05$), atunci se respinge ipoteza nulă că varianțele sunt egale și se acceptă alternativa, că varianțele sunt neegale și atunci se vor consulta estimatorii testului *t* pentru varianțe inegale. Dacă testul Levene este nesemnificativ ($p > 0.05$) se acceptă ipoteza nulă că nu sunt diferențe semnificative între varianțele celor două grupuri, deci se vor consulta estimatorii testului *t* pentru varianțe egale.

- asumpțiile 1 și 2 sunt verificate, având o eșantionare simplă aleatoare și date la nivel interval.
- asumpția 3 presupune verificarea **normalității** pentru fiecare grup separat (suntem în cazul $N < 30$, deci nu se poate aplica Teorema Limită Centrală). Pentru aceasta, executăm următoarele:

1. Având activ fișierul de date test.sav, alegem M **Statistics**, O **Summarize**, SubO **Explore...**
2. Se introduc variabilele NIVELI în câmpul **Dependent List** și SEX în **Factor List**
3. **OK**

```
NIVELI
 By  SEX              1  male

 Valid cases:     11,0   Missing cases:    ,0   Percent missing:      ,0


 Mean      14,3636  Std Err     ,6219  Min    11,0000  Skewness     -,0131
 Median    14,0000  Variance 4,2545   Max    17,0000  S E Skew      ,6607
 5% Trim   14,4040  Std Dev   2,0627  Range   6,0000  Kurtosis    -1,0125
 95% CI for Mean (12,9779; 15,7493) IQR     4,0000  S E Kurt     1,2794

 Frequency     Stem &  Leaf

     1,00        1 *  1
     3,00        1 t  233
     4,00        1 f  4455
     3,00        1 s  777

 Stem width:     10,00
 Each leaf:       1 case(s)

     NIVELI
 By  SEX              2  female

 Valid cases: 11,0   Missing cases:    ,0   Percent missing:      ,0

 Mean    13,3636  Std Err   1,0025  Min      8,0000  Skewness      ,1692
 Median  12,0000  Variance 11,0545  Max     19,0000  S E Skew      ,6607
 5% Trim 13,3485  Std Dev   3,3248  Range   11,0000  Kurtosis     -,7490
 95% CI for Mean (11,1300; 15,5973) IQR     5,0000  S E Kurt     1,2794

 Frequency     Stem &  Leaf

     1,00        0 .  8
     6,00        1 *  012224
     4,00        1 .  6679

 Stem width:     10,00
 Each leaf:       1 case(s)
```

Observăm că, atât pentru grupul de femei, cât şi pentru cel d bărbaţi, distribuţia este aproximativ normală (am urmărit, în primu rând, valorile Skewness şi Kurtosis care sunt destul de apropiate de 0).

- asumpţia 4 va fi îndeplinită prin design-ul analizei (adică nu se vor alege aceeaşi subiecţi şi într-un grup, şi în celălalt)
- asumpţia 5, adică verificarea omogenităţii varianţei, face parte din analiză.

Deci, să efectuăm testul *t* pentru grupuri independente.

1. Se alege din M **Statistics** O **Compare Means**, SubO **Independent-Samples T Test...**
2. Se alege variabila NIVELI şi se introduce în câmpul **Test Variables.**
3. Variabila SEX se întroduce în câmpul **Grouping Variable.**
4. Se definesc grupurile: se apasă butonul **Define Groups...**; pentru grupul 1 se introduce valoarea 1 (masculin), pt. grupul 2 valoarea 2 (feminin).
5. **Continue** şi apoi **OK.**

t-tests for Independent Samples of SEX gender

Variable	Number of Cases	Mean	SD	SE of Mean
NIVELI				
male	11	14,3636	2,063	,622
female	11	13,3636	3,325	1,002

Mean Difference = 1,0000

Levene's Test for Equality of Variances: F= 3,390 P= ,080

t-test for Equality of Means					95%
Variances	t-value	df	2-Tail Sig	SE of Diff	CI for Diff
Equal	,85	20	,407	1,180	(-1,461; 3,461)
Unequal	,85	16,70	,409	1,180	(-1,492; 3,492)

Concluzia:

Testul Levene F = 3.390 > 0.05, deci putem presupune că varianţele sunt aproximativ egale. Vom urmări valoarea lui *t*, gradele

de libertate *v(df)* şi 2-tail Sig în cazul varianţelor egale (equal variances), pentru a vedea dacă există diferenţe între sex.

Deci, pentru NIVELI, valoarea testului $t = .85$, cu $df = 20$ şi 2-tail Sig = .407, indică $p > 0.05$ (0.407 > 0.05), deci se va accepta ipoteza nulă că mediile sunt egale, adică faptul că cele două grupuri provin din aceeaşi populaţie în cadrul căreia nu există diferenţe semnificative între femei şi bărbaţi în ceea ce priveşte cunoştinţele de informatică obţinute în urma cursului.

Observaţii importante:

Exemplul de mai sus ar putea fi înţeles doar ca o aplicaţie la paragrafele *5.1.1 - Testul z pentru un eşantion* şi *5.1.3 - Testul t pentru independenţa grupurilor în cazul N < 30* . Aici am dori să facem următoarele observaţii:

1. În primul rând, exemplul tratează la punctul a), Testul *t* pentru un singur eşantion. SPSS va utiliza în orice condiţii, adică chiar în cazul în care N > 30, testul *t*, şi nu testul *z*, cum ne-am aştepta, şi aceasta datorită faptului că oricum distribuţia lui *t* se apropie de o distribuţie normală dacă N > 30 (conform Teoremei Limită Centrală). Deci, atunci când dorim să testăm diferenţa dintre media unui eşantion şi o medie cunoscută a populaţiei, vom folosi varianta **One-Sample T Test** (M **Statistics**, O **Compare Means**).
2. Exemplul de mai sus tratează la punctul b), Testul *t* pentru eşantioane independente, iar dimensiunea eşantionului este 22 de subiecţi, deci ne situăm în cazul N < 30. Considerăm că nu mai este cazul să furnizăm încă un exemplu, deoarece atunci când N > 30, situaţia se simplifică, în sensul că nu mai este nevoie ca asumpţia 3, a normalităţii, să fie îndeplinită. (deoarece se aplică Teorema Limită Centrală şi deci, datele vor respecta distribuţia normală)

5.1.4 Semnificaţia diferenţei dintre două medii în cazul eşantioanelor perechi.

În cazul în care se operează cu eşantioane perechi, raţionamentul de bază urmăreşte diferenţele ce apar la nivelul perechilor, ale elementelor asociate.

Exemplul 5.6.: Un psiholog din domeniul psihologiei traficului doreşte să experimenteze o nouă metodă de formare a deprinderilor de coordonare ochi – mână – picior în cadrul şcolarizării conducătorilor auto amatori.

Modul în care procedează este următorul:

a. Aplică o probă de coordonare la un eşantion de 15 subiecţi;
b. Timp de şase săptămâni, cursanţii sunt supuşi la noul sistem de formare al deprinderilor;
c. La finele cursului, aplică din nou proba practică de coordonare: ochi – mână – picior.

Raţionamentul psihologului este: dacă între parametrii calculaţi în cele două momente ale examinării există diferenţe semnificative, acestea se datoresc influenţei noului sistem de formare, care ulterior poate fi extins la întreaga şcoală de şoferi amatori.

După cum se poate foarte uşor constata, suntem în situaţia când, aceeaşi grupă de subiecţi este supusă la cea ce se numeşte: pre şi post-test, caz tipic de eşantion pereche.

De această dată este nevoie de întocmirea unui tabel în care să se treacă performanţele celor două momente de examinare pentru fiecare subiect în parte. (Tabelul 5-3).

După ce datele au fost trecute în tabel se completează coloana: d - diferenţele dintre cele două performanţe (pre şi post test) pentru care se calculează o sumă algebrică.

Plecând de la coloana d, prin ridicare la pătrat se va obţine coloana d^2, operând şi aici o sumă per coloană. În această fază, tabelul conţine toate elementele necesare pentru a se verifica semnificaţia diferenţei, prin utilizarea formulei:

$$|t| = \frac{m_d}{s_d / \sqrt{N}} \qquad (5.6)$$

Pasul 1. Se trece la calcularea mediei diferenţelor (m_d), pentru care se aplică formula:

$$m_d = \Sigma d / N = 59 / 15 = 3,93$$

Tabelul 5-3. Situaţia sintetică a rezultatelor obţinute de cei 15 subiecţi în cele două momente ale intervenţiei

Subiecţi	Post – test	Pre – test	d	d^2
1	16	10	6	36
2	15	12	3	9
3	19	12	7	49
4	20	13	7	49
5	22	9	13	169
6	18	18	0	0
7	17	15	2	4
8	19	12	7	49
9	20	20	0	0
10	20	18	2	4
11	16	18	-2	4
12	21	19	2	4
13	19	20	-1	1
14	16	13	3	9
15	17	10	7	49
N = 15			Σd = 59	$\Sigma d^2 = 436$

Pasul 2. Din formula de bază nu se cunoaşte valoarea abaterii standard a diferenţelor (s_d). Aflarea acestei valori se face cu formula:

$$s_d^2 = \frac{\sum d^2 - \frac{(\sum d)^2}{N}}{N-1} \qquad (5.7)$$

Înlocuind cu datele concrete vom avea:

$$s_d^2 = \frac{436 - \frac{59^2}{15}}{14} = 14,56 \qquad s_d = \sqrt{s_d^2} = \sqrt{14,56} = 3,81$$

Pasul 3. În acest moment se poate trece la înlocuirea în formula de bază, 5.6.

$$|t| = \frac{3,93}{3,81/\sqrt{15}} = 3,59$$

Pasul 4. Interpretarea rezultatului obținut: pentru $t = 4,01$, este nevoie de utilizarea tabelului lui Student, care conține valorile critice în funcție de gradul de probabilitate și volumul eșantionului cercetat.

Valorile critice, care ne interesează se află pe linia gradelor de libertate $\nu = N - 1$, adică
$\nu = N - 1 = 15 - 1 = 14$

Comparând valoarea obținută, $t = 4,01$ cu valorile critice din tabel, vom constata că, aceasta este peste limitele minime cerute la probabilitatea: $p = .01$.

Concluzia în această situație este: $t = 4,01$, $p < .01$, diferențele constatate sunt net și puternic semnificative în favoarea noii tehnici de formare a conducătorilor auto amatori.

Motivăm concluzia de mai sus prin faptul că: diferențele nu se pot datora hazardului, deoarece această probabilitate este sub 1% din situații. Drept urmare, ipoteza nulă (H_0) este respinsă și se acceptă ipoteza specifică (H_s) formulată și verificată de către psihologul în cauză.

Exemplul 5.7.

Considerăm exemplul de mai sus, în care un psiholog este interesat de testarea eficienței unei noi metode de formare în ceea ce privește coordonarea ochi-mână-picior la conducătorii auto.

Pentru aceasta vom efectua un ***test t cu măsurări repetate***.

Asumpțiile care trebuie îndeplinite sunt următoarele:
1. Eșantionare aleatoare
2. Date pe scală interval sau raport
3. Populație normal distribuită
4. Normalitatea diferențelor între scoruri: diferențele între scorurile obținute la pretest și posttest de fiecare subiect trebuie să fie normal distribuite. Dacă dimensiunea eșantionului este îndeajuns de mare (peste 30 subiecți), această asumpție se consideră îndeplinită.

Pentru testarea asumpțiilor 3 și 4, vom efectua următorii pași:
1. Se crează un fișier, numit repet.sav, în care să intervină variabilele PRETEST și POSTTEST, în care se vor introduce valorile corespunzătoare din Tabelul 5-3.
2. Deoarece trebuie să verificăm asumpția 4, va trebui să calculăm o variabilă diferență. Pentru aceasta, vom utiliza M **Transform**, O **Compute...**, unde vom completa **Target Variable**: cu DIF și **Numeric Expression**: cu POSTTEST - PRETEST, apoi **OK**.
3. Vom utiliza din M **Statistics**, O **Summarize**, SubO **Explore...** unde vom explora variabilele PRETEST, POSTTEST și DIF , trecându-le în câmpul **Dependent List**.

```
DIF
 Valid cases:     15,0   Missing cases:      ,0   Percent missing:      ,0

 Mean      3,7333  Std Err   1,0395  Min    -2,0000  Skewness      ,6716
 Median    3,0000  Variance 16,2095  Max    13,0000  S E Skew      ,5801
 5% Trim   3,5370  Std Dev   4,0261  Range  15,0000  Kurtosis      ,3522
 95% CI for Mean (1,5038; 5,9629)    IQR     7,0000  S E Kurt     1,1209

POSTTEST
 Valid cases:     15,0   Missing cases:      ,0   Percent missing:      ,0

 Mean     18,3333  Std Err   ,5404  Min    15,0000  Skewness      ,0280
 Median   19,0000  Variance 4,3810  Max    22,0000  S E Skew      ,5801
 5% Trim  18,3148  Std Dev  2,0931  Range   7,0000  Kurtosis    -1,0566
 95% CI for Mean (17,1742; 19,4924)    IQR     4,0000  S E Kurt     1,1209

    PRETEST
 Valid cases:     15,0   Missing cases:      ,0   Percent missing:      ,0

 Mean     14,6000  Std Err  1,0038  Min     9,0000  Skewness      ,1219
 Median   13,0000  Variance 15,1143  Max    20,0000  S E Skew      ,5801
 5% Trim  14,6111  Std Dev  3,8877  Range  11,0000  Kurtosis    -1,6015
 95% CI for Mean (12,4471; 16,7529)    IQR     6,0000  S E Kurt     1,1209
```

Inspectând aceste valori, putem să spunem că asumpțiile 3 și 4 sunt îndeplinite, deci putem trece mai departe, la testarea propriu-zisă, ***testul t cu măsurări repetate***.

1. Din meniul M **Statistics**, O **Compare Means**, alegem SubO **Paired-Samples T Test...**
2. În câmpul **Paired Variables** vom selecta ambele variabile, PRETEST și POSTTEST.
3. **OK**

T-tests for Paired Samples

Variable	Number of pairs	Corr	2-tail Sig	Mean	SD	SE of Mean
POSTTEST	15	,202	,471	18,3333	2,093	,540
PRETEST				14,6000	3,888	1,004

Paired Differences: Mean	SD	SE of Mean	t-value	df	2-tail Sig
3,7333	4,026	1,040	3,59	14	,003
95% CI (1,504: 5,963)					

Concluzia:

Diferența obținută între cele două metode de testare este puternic semnificativă 2-tail Sig = .003 < .05.

5.2. Semnificația diferenței dintre frecvențe.

Specific pentru cercetările și studiile din sociologie este utilizarea scalelor nominale, dar nu numai lor. În aceste situații despuierea chestionarelor, respectiv datele brute pot fi doar clasificate și cuantificate per clase. Cu alte cuvinte, în aceste situații se operează doar cu frecvente.

Și în astfel d. situații, nu arareori, apare problema comparării frecvențelor obținute. În acest scop se utilizează criteriul hi pătrat (χ^2).

5.2.1. Distribuția χ^2

La fel ca și distribuția *t*, forma distribuției χ^2 este determinată de gradele de libertate, fiecare grad de libertate descriind o distribuție unică.

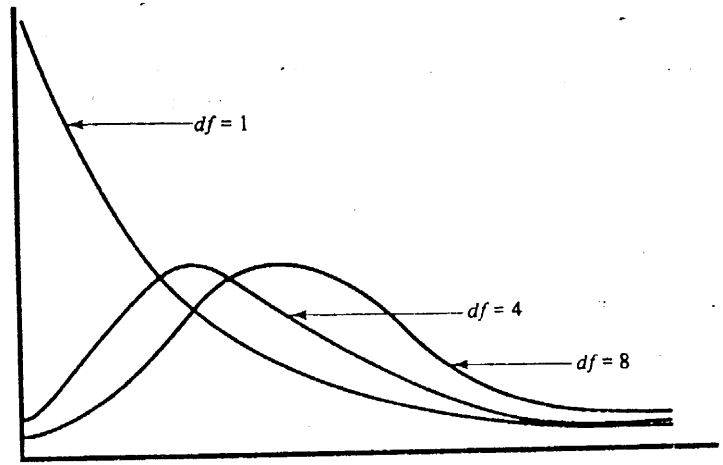


Figura 5-3. Distribuția χ^2 pentru 1, 4 și 8 grade de libertate (v).

Observăm că distribuția χ^2 este asimetrică la dreapta; cu cât numărul gradelor de libertate crește, cu atât forma distribuției cu $v > 30$ se apropie de forma curbei normale.

Ideea de bază a lui hi pătrat poate fi explicată simplu, chiar dacă nu complet, bazându-ne pe cunoștințele referitoare la cotele standard (*z*). Astfel, în cazul când avem un singur grad de libertate (1 v) , hi pătrat este identic cu z , adică:

$$\chi^2 \equiv z^2 = (x - m)^2 / s^2 \qquad (5.8)$$

unde: x = variabilă din distribuția normală a populației;
m = media eșantionului;
s = abaterea standard a eșantionului.

Se poate spune că distribuţiile studiate până acum sunt echivalente, în următoarul sens:

$$z = t_{\infty df} = \sqrt{\chi^2_{1df}}$$

adică, valorile $z = t$ cu un număr infinit de $\nu = \sqrt{\chi^2}$ cu 1 ν.

Să presupunem că avem k măsuri individuale ale variabilei x, ca atare, avem şi k valori corespunzătoare z şi în consecinţă, k valori independente hi pătrat. De aici, rezultă faptul că suma a k valori hi pătrat individuale este deasemenea un hi pătrat, dar cu k grade de libertate. Sub formă de ecuaţie apare astfel:

$$\chi^2 \equiv z^2 = \sum \frac{(x-m)^2}{s^2} \qquad (5.9)$$

unde se subînţelege că este vorba de k valori ce sunt sumate.

Exemplul 5.8.

Să presupunem că avem opinia unui număr limitat de studenţi referitoare la cursul de statistică aplicată în psihologie. Astfel, din cei 50 studenţi intervievaţi, 35 au dat răspuns afirmativ şi 15 negativ. Dar, care este situaţia în rândul tuturor studenţilor de la psihologie, referitoare la această întrebare?

Aplicând ipoteza nulă (H_0), acceptăm faptul că, situaţia distribuţiei este pr = 50 şi 1-pr =50, adică proporţia studenţilor care au dat răspuns negativ este 50%, iar a celor care au dat răspund pozitiv este tot 50%. Conform acestei ipoteze, ***frecvenţa aşteptată*** din eşantionul de 50 este: $N \times pr$ = 25, adică 50 × 0.5 = 25. În continuare, stabilim varianţa distribuţiei frecvenţei la nivelul populaţiei: $N \times pr \times (1\text{-}pr)$ unde $pr = (1\text{-}pr) = .5$.

Când utilizăm hi pătrat, media este cunoscută ca fiind ***frecvenţa aşteptată, teoretică (f_t)***. Această frecvenţă teoretică urmează să fie comparată cu ***frecvenţa observată (f_0)***. Cu alte cuvinte, frecvenţa observată, respectiv 35, diferă semnificativ faţă de frecvenţa teoretică, 25 (stabilită prin ipoteza nulă) ?

Rezolvarea 1. Dacă utilizăm testul z trebuie să schimbăm numărătorul din formulă şi vom obţine:

$$z = \frac{f_0 - f_t}{N \cdot pr \cdot (1-pr)} \qquad (5.10)$$

Prin înlocuirea datelor noastre brute se obţine:

$$z = \frac{35-25}{50 \times 5 \times 5} = 2{,}83$$

Comparând rezultatul obţinut, z = 2,83 cu valorile şi nivelele de semnificaţie ale lui z se poate uşor ajunge la concluzia că: frecvenţa este semnificativă la un prag de probabilitate $p < .01$. Prin urmare, opinia pentru cursul de statistică aplicată în psihologie din rândul studenţilor de la psihologie este în favoarea acestuia, cu o probabilitate de 1% de a greşi.

Rezolvarea 2. Pentru tipurile de probleme unde $pr = (1\text{-}pr) = .5$, expresia $N \times pr \times (1\text{-}pr)$ poate fi scrisă şi astfel: $N \times pr \times (1\text{-}pr) = f(t)/2$, unde $f(t) = N \times pr$, iar $(1\text{-}pr) = 1/2$. Operând aceste schimbări în Formula 5.10, se va obţine formula hi pătrat pentru aceste tipuri de situaţii:

$$\chi^2 = \frac{2(f_0 - f_t)^2}{f_t} \qquad (5.11)$$

Aplicând formula la situaţia concretă se va obţine:

$$\chi^2 = 2(35-25) \ / 25 = 8$$

Aşa cum s-a stabilit de mai multe ori, urmează că această valoare: z = 8 să fie comparată cu valoarea critică pentru a putea judeca asupra semnificaţiei ei. În consecinţă, vom apela la tabelul lui hi pătrat (Anexa 4), citind în dreptul gradelor de libertate 1. Conform tabelului lui hi pătrat la $\nu = 1$, vom găsi valoarea 6,64 la p =.01. Concluzia este aceeaşi: proporţia celor care se pronunţă în favoarea cursului este net semnificativă în rândul populaţiei.

Notă: Relația hi pătrat egal z la pătrat $\chi^2 = z$ este valabilă doar când numărul gradelor de libertate este unu. Altfel spus, testul z este limitat la $\nu = 1$, pe când hi pătrat nu.

În cazul în care setul de date conține două frecvențe observate alternante este posibilă utilizarea lui z sau hi pătrat fără a se face apel la frecvența teoretică (f_t). Formulele sunt:

$$\chi^2 = \frac{(f1 - f2)^2}{f1 + f2} \qquad (5.12)$$

respectiv:

$$z = \frac{f1 - f2}{\sqrt{f1 + f2}} \qquad (5.13)$$

♦♦♦

Să ne ocupăm de situația în care două grupe de subiecți răspund la o întrebare cu trei variante posibile.

Exemplul 5.9. Un număr de 44 băieți și 42 fete au răspuns la itemul 3 al unui chestionar (Doriți să urmați o formă superioară de pregătire după absolvirea liceului?) astfel:

Tabelul 5-4. Repartiția răspunsurilor la itemul 3.

Răspuns	Băieți	Fete	Total
Da	14	19	33
Nu	16	6	22
Nu știu	14	17	31
Total	44	42	86

Pentru verificarea diferențelor frecvențelor constatate se procedează astfel:

Tabelul 5-5. Calcularea lui hi pătrat.

	F_0			Ft		$(f_0-ft)^2$		$\frac{(f_0 - f_t)^2}{f_t}$		
Răspuns	B	F	Total	B	F	B	F	B	F	Total
DA	14	19	33	16,5	16.5	6.26	6.26	0.37	0.37	0.74
NU	16	6	22	11	11	25	25	2.27	2.27	4.54
Nu știu	14	17	31	15,5	15.5	2.25	2.25	0.14	0.14	0.28
Total	44	42	86	43	43			2.78	2.78	5,56
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11

Legendă: B – băieți
F – fete;
T – total

Pașii de urmat în rezolvarea problemei prezentate în Tabelul 5-5 sunt:

Pasul 1. Determinarea frecvențelor teoretice (f_t) pentru fiecare variantă de răspuns pe cele două sexe. Pentru acest lucru combinăm cele două grupe. Conform ipotezei nule, frecvența ar trebui să fie 50% - 50%. În cazul răspunsurilor DA, s-au colectat 33 răspunsuri, prin ipoteza nulă, frecvența așteptată (teoretică) este: 16,5 – 16,5.

Identic se procedează și cu celelalte două variante de răspuns: NU și NU ȘTIU.

Pasul 2. În continuare se completează coloana $(f_0 - f_t)^2$ pentru fiecare variantă de răspuns per sex. Exemplu, la varianta NU: pentru băieți: 16 – 11 = 5; 5 × 5 = 25; pentru fete:
6 – 11 = -5; -5 × (–5) = 25. Se procedează identic și pentru celelalte variante de răspuns.

Pasul 3. Acest pas constă în completarea coloanelor 9 și 10.
Exemplu: Varianta de răspuns: NU ȘTIU – băieți valoarea $(f_0 - f_t)^2$ din coloana 6, adică 2,25 se împarte la frecvența teoretică corespunzătoare, 15,5 și se va obține valoarea: 0,14.

În felul acesta se completează cele două coloane în cauză: 9 și 10.

Pasul 4. Se însumează pe linie coloanele 9 și 10 și se obține coloana a 11-a. Suma coloanei 11 este valoarea lui hi pătrat pe care o căutăm, adică: 5,56.

*Pasul 5.*Comparăm valoarea lui hi pătrat calculată (5,56) cu cele din tabelul valorilor critice. Gradul de libertate care indică linia de urmărit este: (nr. linii –1)(nr. coloane –1) = ν. În cazul nostru în Tabelul 5-4 avem două coloane (băieți, fete) și trei linii (Da, Nu și Nu știu). Cu alte cuvinte: (2 – 1)(3 – 1)=1 × 2 = 2, deci $\nu = 2$.

Din tabelul valorilor critice extragem la $\nu = 2$ următoarele:

ν	10	.05	.01
1			
2	4.60	5,99	9,21

Concluzia:

Valoarea 5,56 a lui hi pătrat calculată este mai mică decât valoarea critică, 5,99. Ca atare, putem considera diferențele constatate ca fiind nesemnificative, deci sexul nu a indus o diferențiere semnificativă în opțiunea alegerii viitoarei cariere studențești.

După cum se poate deduce din modul de derulare a calculelor de mai sus, formula generală de calcul a lui hi pătrat este:

$$\chi^2 = \sum \frac{(f_0 - f_t)^2}{f_t} \qquad (5.14)$$

Trebuie să menționăm faptul că, Formula 5.14 poate fi aplicată și într-un alt mod, mai direct.

Exemplul 5.10.

La patru grupe diferite s-a aplicat un chestionar privind atitudinea decizională. Rezultatele sunt comasate în Tabelul 5-6.

Tabelul 5-6. Rezultatele atitudinii decizionale la cele patru grupe de subiecți.

Grupa	Hiperprudenți	Prudenți	Imprudenți	Total
A	38 – 33,9	40 – 47,2	22 – 18,7	100
B	20 – 29,5	49 – 41,1	18 – 16,3	87
C	19 – 14,2	14 – 19,8	6 – 7,8	39
D	10 – 9,1	15 – 12,7	2 – 5,0	27
Total	87	118	48	256

Legendă: cifrele din stânga reprezintă frecvențele observate
cifrele din dreapta reprezintă frecvențele teoretice

Pasul 1. Determinarea frecvențelor teoretice (f_t) prin utilizarea regulei de trei simplă. Astfel, pentru frecvența observată 38 vom avea: 87 × 100/256 = 33,9, valoare ce se scrie alături în căsuța corespunzătoare. Pentru căsuța C – imprudenți se va obține: 48 × 39 / 256 = 7,3, valoare ce se trece alături de frecvența observată (6).

În mod identic se determină toate frecvențele teoretice.

Pasul 2. Se calculează valoarea: $(f_0 - f_t)^2 / f_t$, pentru fiecare căsuță în parte. Efectuându-se calculele se va obține: 0,49; 3,05; 1,62; 0,08; 1,09; 1,51; 0,39; 0,41; 0,58; 0,17; 0,41; 1,88.

Pasul 3. Suma valorilor obținute la pasul 2 constituie valoarea lui hi pătrat. În situația concretă din exemplu se va obține: hi pătrat = 12.84.

Pasul 4. Stabilirea gradelor de libertate: $\nu = 6$.

Pasul 5. Efectuăm o extragere din tabelul distribuției lui hi pătrat din dreptul liniei 6:

ν	.10	.05	.01
6	10,64	12,59	16,81

Compararea valorii calculate a lui hi pătrat, 12,84 cu valorile critice din tabel, conduce la concluzia că: diferențele dintre frecvențe nu se datoresc hazardului deci, ipoteza nulă este respinsă, ceea ce determină acceptarea ipotezei specifice.

Concluzia: între cele patru grupe există diferențe semnificative din punctul de vedere al atitudinii decizionale.

Notă: Utilizînd Formula 5.14 se pot face extensii la k linii și k coloane.

O situație aparte este cazul în care atât subiecții cât și variabilele de răspuns sunt dihotomizate. Pe scurt este vorba de un tabel de tipul 2 × 2.

Exemplul 5.11. Urmărind opinia publică din punct de vedere al sexului s-au obținut următoarele date, concentrate în Tabelul 5-7.

Tabelul 5-7. Repartiția răspunsurilor pe sex.

Răspuns	Bărbați	Femei	Total
DA	a 30	b 20	50
NU	c 14	d 19	33
Total	44	39	83

În această situație se determină hi pătrat plecând direct de la frecvențele observate, trecute în tabel astfel:

$$\chi^2 = \frac{N(ad-bc)^2}{(a+c)(b+d)(a+b)(c+d)} \qquad (5.15)$$

Operând înlocuirile aferente vom obține:

$$\chi^2 = \frac{83[(30\cdot19)-(20\cdot14)]^2}{44\cdot39\cdot33\cdot50} = 2.46$$

Având valoarea calculată, hi pătrat egal 2,46 se trece la compararea acesteia cu valorile critice din tabelul special al lui hi pătrat.

Gradul de libertate în aceste situații (tabele 2 × 2) este întotdeauna egal cu 1 ($\nu = (2-1)(2-1) = 1$)

Compararea cu valorile critice relevă: probabilitatea ca aceste diferențe să se datoreze hazardului este peste p = .05. În consecință, ipoteza statistică este acceptată, diferențele se datoresc hazardului și nu dihotomizării răspunsurilor datorate factorului sex.

Exemplul 5.12. rezolvat cu calculatorul.

În cele ce urmează, ne vom ocupa de problema de la Exemplul 5.9., în care sunt înregistrate răspunsurile a 44 de băieți și 42 fete cu privire la urmarea unor studii după terminarea liceului, și ne interesează dacă sexul induce sau nu o diferențiere în opțiunea absolvenților de liceu în a continua studiile.

Deci, vom utiliza ***testul χ^2 pentru testarea independenței grupurilor***.

Asumpțiile care trebuie îndeplinite la utilizarea testului χ^2 sunt:

1. Eșantioane aleatoare independente.
2. Date măsurate la nivel ordinal sau nominal.
3. Frecvența așteptată în fiecare celulă să nu fie mai mică ca 5.

Primele două asumpții sunt verificate; în legătură cu cea de-a treia (dacă în oricare din celulele tabelului nu avem cel puțin 5 frecvențe așteptate), putem "corecta" valoarea testului hi pătrat utilizând corecția lui Yate, dată de formula:

$$\chi_c = \sum \frac{[(f_0 - f_t) - .5]^2}{f_t} \qquad (5.16)$$

Deoarece noi avem datele sub forma unor frecvențe, nu a unor scoruri, va trebui să creăm fișierul de date sub o anumită formă, ca de exemplu

cea din Tabelul 5-8. Apoi vom utiliza opțiunea de ponderare **Weight Cases** (deci, vom executa o ponderare a tuturor variabilelor din fișier pe baza variabilei FRECV - frecvența răspunsurilor).

Tabelul 5-8. Tabel cu forma variabilelor

SEX	STUD	FRECV
1	1	14
1	2	16
2	1	19
2	2	6

Pentru fiecare variabilă, cifrele reprezintă:

- SEX: 1 - masculin, 2 - feminin.
- STUD: 1 - dorește continuarea studiilor
  2 - nu dorește continuarea studiilor
- FRECV: numărul celor care verifică ambele condiții de sex și opțiune studii (de exemplu, FRECV va fi 16 pentru băieții care nu doresc să urmeze studii viitoare).

1. Creăm fișierul studsup.sav cu variabilele SEX, STUD, FRECV sub forma de mai sus.
2. Pentru ponderare, alegem din M **Data**, O **Weight Cases**, apoi **Weight Cases by** FRECV, și **OK**. Ca urmare a ponderării, în colțul dreapta jos, pe bara de stare a SPSS-ului, va apare mesajul **Weight On**, care ne atenționează că este activă o ponderare.
3. Activăm din M **Statistics**, O **Summarize**, SubO **Crosstabs...**
4. Alegem variabila STUD în câmpul **Row** și SEX în **Column.**
5. Apăsăm butonul **Statistics...** și bifăm ckeck-box-ul **Chi-square**, apoi **Continue.**
6. Apăsăm butonul **Cells...** și bifăm **Observed** și **Expected** (pentru afișarea frecvențelor observate și așteptate), apoi **Continue.**
7. **OK**


```
STUD  veti continua studiile?  by  SEX  sex

                                                    Page 1 of 1

                    SEX
          Count     |
          Exp Val   |masculin  feminin
                    |                    Row
                    |    1,00|    2,00|  Total
STUD      ----------+--------+--------+
            1,00    |      14|      19|     33
da                  |   16,9 |   16,1 |  38,4%
                    +--------+--------+
            2,00    |      16|       6|     22
nu                  |   11,3 |   10,7 |  25,6%
                    +--------+--------+
            3,00    |      14|      17|     31
nu stiu             |   15,9 |   15,1 |  36,0%
                    +--------+--------+
          Column    |      44|      42|     86
          Total     |  51,2% |  48,8% | 100,0%

Chi-Square                 Value          DF          Significance
-------------------------  -------------  ----------  ------------

Pearson                      5,54984          2           ,06235
Likelihood Ratio             5,72132          2           ,05723
Mantel-Haenszel test for      ,06476          1           ,79912
     linear association

Minimum Expected Frequency -   10,744
Number of Missing Observations:  0
```

Prima valoare din oricare dintre celulele tabelului este frecvența observată, iar cea de-a doua este frecvența așteptată; în dreapta și în josul tabelului avem valorile marginale, împreună cu procentele corespunzătoare. Valoarea testului hi pătrat este `Pearson Chi-Square`, adică 5,54984, cu semnificativitatea corespunzătoare de 0,06235 la 2 *df*. Ceea ce mai trebuie remarcat este `Minimum Expected Frequency - 10,744`, care specifică valoarea minimă a frecvențelor așteptate (în cazul în care în cadrul unei celule, valoarea frecvenței așteptate ar fi mai mică decât această valoare, ar apare valoarea obținută cu corecția lui Yate).

Concluzia:

Vom urmări coloana **Significance**, cu valoarea .06235 > .05 - nivelul pragului de semnificativitate dorit. Deci, probabilitatea obținută nu este îndejuns de mică pentru a putea respinge ipoteza nulă, a independenței, și deci a putea accepta alternativa, adică faptul că sexul induce o diferențiere în opțiunea absolvenților de liceu în a continua studiile. Deci, nu putem spune cu destulă susținere statistică, că sexul introduce o diferențiere în ceea ce privește studiile viitoare.

Exemplul 5.13. - calculator

În cele ce urmează ne vom ocupa de Exemplul 5.10., care vizează atitudinea decizională, relativ la patru grupe diferite de persoane cărora li s-a aplicat un chestionar.

1. Creăm cu datele din Tabelul 5-6, fişierul atitdec.sav cu variabilele ATIT, CATEG şi FRECV.
2. Pentru ponderare, alegem din M **Data**, O **Weight Cases**, apoi **Weight Cases by** FRECV, şi **OK**.
3. Activăm din M **Statistics**, O **Summarize**, SubO **Crosstabs...**
4. Alegem variabila ATIT în câmpul **Row** şi CATEG în **Column**.
5. Apăsăm butonul **Statistics...** şi bifăm ckeck-box-ul **Chi-square**, apoi **Continue**.
6. Apăsăm butonul **Cells...** şi bifăm **Observed** şi **Expected** (pentru afişarea frecvenţelor observate şi aşteptate), apoi **Continue**.
7. **OK**.

ATIT atitudine decizionala by CATEG categorii

		CATEG				Page 1 of 1
	Count / Exp Val	1,00	2,00	3,00	4,00	Row Total
ATIT						
1,00 hiperprudenti		38	20	10	10	87
		34,4	29,9	13,4	9,3	34,4%
2,00 prudenti		40	49	14	15	118
		46,6	40,6	18,2	12,6	46,6%
3,00 imprudenti		22	18	6	2	48
		19,0	16,5	7,4	5,1	19,0%
Column Total		100	87	39	27	253
		39,5%	34,4%	15,4%	10,7%	100,0%

Chi-Square	Value	DF	Significance
Pearson	12,95648	6	,04373
Likelihood Ratio	13,67818	6	,03345
Mantel-Haenszel test for linear association	1,56907	1	,21034

Minimum Expected Frequency - 5,123
Number of Missing Observations: 0

Concluzia: între cele patru grupe există diferenţe semnificative din punctul de vedere al atitudinii decizionale

Observaţie: Testul χ^2 utilizat mai sus se mai foloseşte şi în cazul testării concordanţei dintre datele observate într-un experiment şi valorile aşteptate teoretic, deci cunoscute a priori. Această variantă de test o vom studia în cadrul secţiunii de teste neparametrice al volumului III din prezentul curs.

5.3 *Semnificaţia diferenţei dintre coeficienţii de corelaţie.*

5.3.1. Compararea diferenţei dintre coeficienţii de corelaţie

Se consideră a fi suficientă compararea diferenţelor dintre coeficienţii de corelaţie (r) bazate pe eroarea standard a acestor coeficienţi. În acelaşi timp se recomandă utilizarea tabelelor Fisher de transformare în cote z, unde eroarea standard este în relaţie cu numărul de subiecţi şi nu cu coeficientul de corelaţie.

În cazul în care avem doi coeficienţi de corelaţie independenţi referitoare la variabilele X_1 şi X_2, obţinute pe două eşantioane, eroarea standard a diferenţei dintre cotele z ale lui Fisher se poate obţine cu formula:

$$\sigma_{dz} = \sqrt{\frac{1}{N_1 - 3} + \frac{1}{N_2 - 3}} \qquad (5.17)$$

Exemplul 5.14: Într-un eşantion format din 60 subiecţi între un test de memorie (X_1) şi un test de cunoştiinţe (X_2) s-a obţinut un coeficient de corelaţie, r = .79. Aceleaşi probe aplicate pe un alt lot de 53 subiecţi au reliefat un coeficient de corelaţie: r = .63

Cotele *z* corespunzătoare (Anexa 5) coeficienţilor de corelaţie sunt:

$$r_1 = .79 \rightarrow z = 1{,}07$$
$$r_2 = .63 \rightarrow z = 0{,}74$$

Abaterea standard a diferențelor z va fi:

$$s_{dz} = \sqrt{\frac{1}{57} + \frac{1}{50}}$$

Iar

$$z = \frac{1.07 - 0.74}{0.192} = 1.71$$

Cotele z ale lui Fisher sunt distribuite normal, astfel și distribuția $z_1 - z_2$ este normală, iar z poate fi interpretat ca un scor standard.

Concluzia: diferența constatată între cei doi coeficienți de corelație este nesemnificativă.

5.3.2. Compararea diferenței dintre doi coeficienți de corelație, în covariație

Nu puține sunt situațiile în care se pune problema diferenței dintre doi coeficienți de corelație aflați în relație, covariație cu o a treia variabilă. Este vorba de corelațiile: r_{1-2} și r_{1-3}, cu alte cuvinte, discutăm corelația variabilelor X_2 și X_3 cu variabila X_1.

Pentru aceste situații, ***Hotelling*** a dezvoltat testul t care are forma:

$$t_{dr} = (r_{1-2} - r_{1-3})\sqrt{\frac{(N-3)(1+r_{2-3})}{2(1-r_{2-3}^2 - r_{1-2}^2 - r_{1-3}^2 + 2r_{2-3}r_{1-2}r_{1-3})}} \qquad (5.18)$$

Exemplul 5.15.

Se aplică două probe psihologice în scop de selecție (X_2 și X_3). Cele două teste - predictor au fost corelate cu același criteriu (X_1). Corelațiile obținute sunt:

$r_{1-2} = .45$ $\quad$ $r_{2-3} = .60$
$r_{1-3} = .55$ $\quad$ $N = 200$

$$t_{dr} = (.55-.45)\sqrt{\frac{197(1+.60)}{2[1-.3600-.3025-.2025+2(.60)(.45)(.55)}}$$

$$t_{dr} = .10\sqrt{\frac{315.20}{.864}}$$

$$t_{dr} = 1.91$$

După cum s-a menționat și în alte cazuri, dacă volumul eșantionului este destul de mare, valorile t se înlocuiesc cu cotele standard z și se raportează la curba normală standard pentru interpretare. În cazul nostru ipoteza statistică este acceptată. Adică, corelația între X_3 cu X_1 nu este semnificativ mai mare decât cea, să zicem anterioară X_2 cu X_1.

5.3. *Semnificația diferenței dintre dispersii.*

În statistica aplicată în științele socio-umane se obișnuiește ca pentru a simboliza diferența dintre două dispersii să se utilizeze testul F. Prin utilizarea acestei metode se poate testa dacă, este sau nu semnificativă diferența dintre două dispersii aparținând a două eșantioane extrase la întâmplare din aceași populație. În același timp, acest sistem permite verificarea semnificației diferenței dintre două eșantioane, aparținând unor populații diferite, dispersia fiind aceeași.

5.3.1. Distribuția F

În general, distribuția F este utilizată ca bază în testele de semnificație din analiza de varianță (ANOVA). Această distribuție variază ca formă în funcție de gradele de libertate ca și distribuția t, însă ea va fi întotdeauna asimetrică la dreapta. În plus, distribuția F

depinde de două tipuri de grade de libertate: ***gradele de libertate inter grupal (vb)*** şi ***gradele de libertate intra grupal (vw)***.

Gradele de libertate inter grupal - degrees of freedom between groups
- $vb = k - 1$, unde k - numărul de grupuri sau categorii
Gradele de libertate intra grupal - degrees of freedom within groups
- $vw = N - k$, unde k - numărul de grupuri sau categorii
N - numărul total de cazuri al tuturor grupurilor

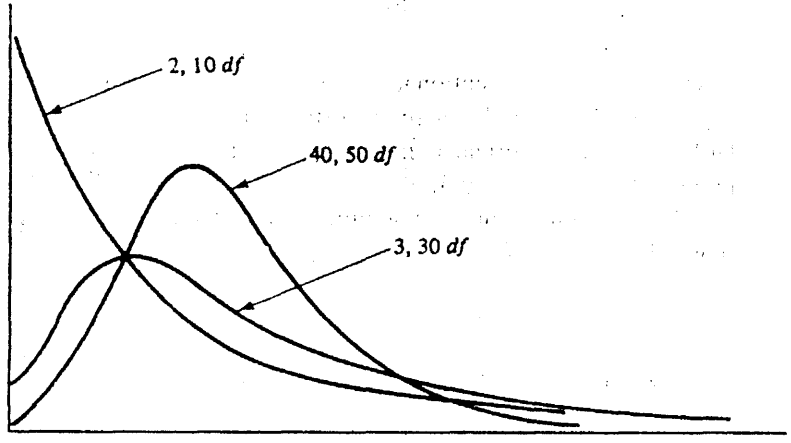


Figura 5-4. Distribuţia F cu diferite perechi de grade de libertate v (apud A. Walsh, 1990).

Esenţa metodei constă în verificarea raportului s_1^2/s_2^2. Raportul care este egal cu 1,00 (teoretic) acceptă în populaţie 100% ipoteza nulă. Cu cât raportul se îndepărtează de valoarea 1,00 cu atât diferenţa este mai mare. De aceea, se obişnuieşte a pune dispersia (s^2) cea mai mare la numărător.

Ecuaţia utilizată este:

$$F = \frac{s_1^2}{s_2^2} \qquad (5.19)$$

Observaţii:
- În Formula 5.19 se foloseşte dispersia populaţiei (σ) şi nu cea a eşantionului (s)
- SPSS execută un test de independenţă a varianţelor, numit testul Levene F, care s-a discutat în Exemplul 5.5., la punctul b).

Exemplul 5.16.:

Investigând două eşantioane s-au obţinut: $N_1 = 18$, $\sum x_1 = 1320$; $N_2 = 15$, $\sum x_2 = 260$, x1 şi x2 fiind scorurile celor 2 eşantioane. Se pune problema testării diferenţelor dintre cele două dispersii.

Pasul 1. Extrapolarea dispersiilor eşantioanelor la nivelul populaţiei din care au fost extrase (eşantioane independente).

- Eşantionul 1: $s_1 = 1320/(N_1 - 1) = 1320/17 = 77,64$ ($v_1 = N_1 - 1 = 17$)
- Eşantionul 2: $s_2 = 260 / 14 = 18,57$ ($v_2 = N_2 - 1 = 14$)

Pasul 2. Aplicarea formulei lui *F* (5.19):

$$F = \frac{77,64}{18.57} = 4,18$$

Pasul 3. Prin ipoteza nulă s-a testat faptul că, nu există diferenţe între cele două dispersii, valoarea găsită: F = 4,18 fiind nesemnificativă.

Pasul 4. Verificăm în tabelul lui *F* (Anexa 6) valoarea critică faţă de care raportăm rezultatul calculat. Citim în tabelul lui *F* valoarea ce se află la intersecţia dintre cele două grade de libertate, sau cele mai apropiate. *Pe orizontală se află întotdeauna gradul de libertate cel mai mare.* În cazul nostru vom găsi valorile: $F = 2,44$, $p = .05$ şi $F = 3,60$ $p = .01$.

Pasul 5. Valoarea calculată: $F = 4,18$ este semnificativă la pragul de probabilitate $p < .01$.

Pasul 6. Concluzia: ipoteza nulă este respinsă, se acceptă ipoteza specifică, adică eşantioanele diferă semnificativ din punct de vedere al dispersiilor, respectiv provin din două populaţii diferite.

În cazul eşantioanelor perechi, testul F nu se poate aplica. Aceste situaţii reclamă utilizarea testului t, special dezvoltat pentru aceste situaţii.

Exemplul 5.17.: Să presupunem că într-o cercetare experimentală s-a utilizat pentru verificarea ipotezei specifice sistemul: pre şi post – test. Eşantionul a fost format din 64 de subiecţi, valoarea extrapolată a dispersiilor sunt: pre – test = 5,75 şi post – test = 14.28, iar corelaţia dintre cele două testări este: r = .68.

Formula utilizată este:

$$t = \frac{(s_1^2 - s_2^2)\sqrt{N-2}}{2s_1 s_2\sqrt{1-\sigma_{1-2}^2}} \qquad (5.20)$$

Efectuând înlocuirile cu valorile obţinute în cercetarea experimentală se va obţine:

$$t = \frac{(14.28^2 - 5{,}75^2)\sqrt{64-2}}{2(5.75 \cdot 14.28)\sqrt{1-.68^2}}$$

$$t = 11{,}176$$

Comparând această valoare obţinută cu valoarea critică din Anexa 3 la $\nu = 64 - 2$ se constată rapid faptul că $t = 11{,}176$ este semnificativ la un prag de probabilitate $p < .01$. Altfel spus, metoda experimentală dintre cele două momente de testare a influenţat în mod semnificativ dispersia rezultatelor, deci ipoteza specifică este acceptată.

6. META-ANALIZA ŞI VALIDITATEA GENERALIZATĂ

6.1. Meta-analiza

Meta-analiza ne oferă un set de instrumente care pot fi extrem de folositoare unei părţi importante din cercetările de psihologie. Mai mult de atât, aceste metode pot contribui substanţial atât în ceea ce priveşte cercetarea cât şi practica. Să presupunem că dorim să studiem eficienţa unui test nou construit. O simplă examinare a liniilor de date ne pot da un sens general a semnificaţiilor datelor obţinute, dar ar fi mult mai bine dacă am calcula o varietate de indici statistici care ne-ar ajuta atât să descriem datele cât şi să facem inferenţe în legătură cu semnificaţiile lor.

Meta-analiza preia rezultatele fiecărui studiu referitor la o problemă specifică (de exemplu, validitatea testelor creion-hârtie ca predictori generali ai performanţei în muncă) ca metodă de analiză şi presupune calcularea unor indici statistici uzuali atât pentru a descrie tendinţa generală în cadrul cercetării vizate cât şi pentru a trage câteva concluzii asupra semnificaţiei acestor rezultate. Deşi aplicarea şi metodele meta-analizei sunt încă subiect de dezbatere (Algera, Jansen, Rol şi Vijn 1984; Demaree şi Mulaik, 1998; Schmidt, Hunter, Pearlman şi Hirsch, 1985) procedurile de bază, ipotezele şi rezultatele meta-analizei sunt din ce în ce mai acceptate şi folosite atât de către cercetători cât şi de practicieni. Meta-analiza este folositoare în dezvoltarea şi testarea teoriilor dar cea mai importantă contribuţie constă în apropierea cercetătorilor de problemele lumii reale.

Există discontinuităţi majore între cercetările şi practica din diverse domenii ale psihologiei. Meta-analiza oferă un set de

instrumente care se dovedesc a fi de folos în acoperirea acestor discontinuități. Să luăm de exemplu, cazul unui psiholog care este întrebat cât de folositor este un test de abilități cognitive în selecția personalului din organizația în care este angajat. În realitate sunt mii de studii și cercetări despre validitatea testelor de acest tip.

Meta-analiza este pe cât de relevantă pe atât de folos în a lua decizia de a folosi sau nu acest test. În trecut, volumul imens al acestor cercetări era văzut ca un obstacol deoarece practic este imposibil să citești, să sintetizezi și să aplici un număr atât de mare de studii. Meta-analiza aplicată pe aceste studii va răspunde la două întrebări cheie:

1. În general, cât de bine prezic aceste teste performanțele viitoare sau succesul?
2. Validitatea acestui tip de test variază în funcție de tipul activității, organizarea, specificitatea testului, ș.a.m.d.?

Cunoscând răspunsurile la aceste întrebări, psihologul va fi mult mai capabil să recomande sau nu folosirea acestui test.

6.2. Etapele demersului meta-analitic.

1. Punerea unei probleme concrete care să definească scopul acelei meta-analize. De exemplu, "Ce relație este între anxietate și potențial creativ?". În acest moment cercetătorul trebuie să-și clarifice punctul de vedere teoretico-metodologic urmărind:
   - modul de definire a variabilelor;
   - modul de operaționalizare a variabilelor;
   - instrumentele folosite pentru evaluarea variabilelor.
2. Găsirea și colectarea studiilor care vor fi analizate (se va construi un eșantion pe baza colecției de studii referitoare la tema demersului meta-analitic). Se ridică problema reprezentativității acestui eșantion. De aceea cercetătorul trebuie să-și exprime explicit criteriile care au stat la baza construirii acestui tip de eșantion. Se calculează un coeficient numit N-adițional, care asigură o mai mare încredere pentru rezultatele obținute prin meta-analiză. Valoarea acestui coeficient arată câte cercetări ar trebui să existe astfel încât concluziile obținute pe baza analizei

unui anumit număr de studii să fie infirmate. Formula de calcul pentru N-adițional la pragul de semnificație p=.05 este următoarea:

$$Nad = \frac{k(k \times z_m^{\,2} - 2{,}706)}{2{,}706}$$

unde
k este numărul de studii luate în meta-analiză și z_m este media valorilor z corespunzătoare pragurilor de semnificație.

3. Rezolvarea problemei omogenității studiilor din punct de vedere al calității și valorii lor. Una dintre soluții este ponderarea rezultatelor. Modul de ponderare a rezultatelor (exprimate prin mărimea efectului -r-, pragul de semnificație -p-, sau validitate) este la latitudinea cercetătorului. De obicei se recurge la ponderarea mărimii efectului prin gradele de libertate (-v-).

Din studii primare se reține în general patru categorii de informații în vederea realizării meta-analizei:

- Caracteristici generale ale studiilor (autori, data apariției, tipul de studiu, etc.)
- Caracteristici formale ale studiilor (design experimental, variabile, teste utilizate, validitatea și fidelitatea lor, etc.)
- Caracteristicile subiecților (vârstă, sex, apartenență socială, număr, etc.)
- Rezultate (mărimea efectului și pragul de semnificație pentru fiecare studiu, grade de libertate, teste de semnificație, etc.)

6.3. Metodele meta-analizei

Procedeele meta-analitice își au originea în lucrările lui Fisher (1932) și Cohran (1938), dar au cunoscut o dezvoltare reală abia în anii '80, odată cu cercetările lui Glass (1976) și Rosenthal (1976-1984). Prin extrapolare, termenul de meta-analiză desemnează atât

analiza calitativă a rezultatelor obținute până la un anumit moment dat în cercetarea unui domeniu, cât și analiza statistică a rezultatelor cantitative a unor studii anterioare din respectivul domeniu.

Baza de date a unui demers meta-analitic o constituie rezultatele calitative a unor studii anterioare independente care caută răspunsuri la o întrebare generică: "Ce relație este între o variabilă X și o variabilă Y?". Răspunsul la acest gen de întrebare are două componente:

- Stabilirea intensității relației dintre X și Y (mărimea efectului);
- Stabilirea intervalului de încredere (exactitatea mărimii efectului estimat pentru întreaga populație) adică pragul de semnificație.

Cea mai mare parte a studiilor își prezintă rezultatele sub forma coeficienților de corelație r sau a variantelor acestuia (r_{bis}, r_{tris}, ϕ, ρ, etc.). Atunci când considerăm r ca mărime a efectului, orice demers meta-analitic este precedat de transformarea sa în valorile z_r (transformata lui Fisher) după formula:

$$z_r = \frac{1}{2}\log_e \frac{1+r}{1-r}$$

sau se extrag valorile din tabelele de corespondență dintre r și z_r (după Fisher 1936). Utilizarea valorilor z_r în locul coeficienților de corelație r se impune datorită faptului că distribuția valorilor r este nesimetrică.

Fiecărei valori a lui r în fiecare studiu i se indică pragul de semnificație p la care această valoare devine semnificativă sau nu. În cazul unei meta-analize se pune problema cu ce probabilitate putem spune că rezultatele obținute de studiile respective nu se datorează întâmplării sau sub ce risc asumat putem afirma că mărimea efectului depistat în urma meta-analizei nu este întâmplătoare. Rezolvarea acestei probleme impune meta-analiza pragurilor de semnificație. Combinarea pragurilor de semnificație se face pe baza cotelor z asociate pragurilor de semnificație care se extrag din tabelele speciale ale legii normale reduse. Pragurile de semnificație pot fi unilaterale sau bilaterale. Dacă valoarea z nu este cunoscută se poate calcula după formula:

$$z = r\sqrt{N}$$

unde r este coeficientul de corelație, N numărul de subiecți pe care s-a făcut cercetarea.

Orice demers meta-analitic poate urmări două direcții principale:

1. compararea rezultatelor studiilor pentru a constata dacă diferența dintre aceste rezultate este semnificativă sau nu;
2. combinarea rezultatelor studiilor pentru a stabili mărimea medie a efectului și pragul de semnificație global.

Există un număr de metode ce sintetizează cantitativ rezultatele multiplelor studii care se pot referi la meta-analiză.

Proceduri meta-analitice de comparare a rezultatelor mai multor studii

a. Compararea pragului de semnificație

Pentru compararea pragului de semnificație se procedează astfel:

- Se observă pragurile de semnificație: $p_1, p_2, \ldots, p_n$
- Se stabilesc (din tabel) valorile $z_1, z_2, \ldots, z_n$ corespunzătoare
- Se calculează un nou indice pentru compararea pragului de semnificație de la mai multe studii după formula:

$$\sum (z_n - z_m)^2$$

Unde z_n = variabilele reduse corespunzătoare pragurilor $p_1, p_2, \ldots, p_n$

z_m = media valorilor z_n

- valoarea obținută se caută în tabelele lui χ^2, la k-1 grade de libertate

unde k = numărul de studii luate în considerare.

Exemplul 6.1:

Luăm în analiză cinci studii S_1, S_2, S_3, S_4, S_5.

Acestea prezintă următoarele praguri de semnificație unilaterale pentru rezultatele obținute:

$p_1 = 0,04$
$p_2 = 0,01$
$p_3 = 0,06$
$p_4 = 0,1$
$p_5 = 0,15$

Studiile S3 și S5 arată mărimi ale efectului de sens negativ (*r* negativ)

1. Calculăm valorile z corespunzătoare:
   z_1= 2,64
   z_2= 2,33
   z_3= -1,55
   z_4= 1,28
   z_5= -1,04

2. Calculăm z_m, care în cazul nostru are valoarea 0,73
3. Înlocuim în ecuația de mai sus și obținem:

$$\sum (z_n - z_m)^2 = (2,64-0,73)^2+(2,33-0,73)^2+(-1,55-0,73)^2+(1,28-0,73)^2+(-1,04-0,73)^2$$
$$=3.6481+2.56+5.1984+0.3025+3.1329$$
$$=14,84$$

4. Căutăm în tabelul χ^2, la 4 grade de libertate și observăm că valoarea este puternic semnificativă la un p=0.01.
Rezultă că cele cinci praguri de semnificație sunt eterogene (diferă semnificativ), de aceea nu se recomandă combinarea rezultatelor.

b. Compararea mărimii efectelor are ca scop verificarea dacă diferențele constatate prin observarea datelor pun în evidență rezultate diferite sau, dimpotrivă, sunt nesemnificative(datorate în special unor caracteristici de eșantionare).
Se procedează astfel:

- Se stabilește mărimea efectului pentru fiecare studiu;
- Se stabilesc valorile z_{r1} , z_{r2} ,....., z_{ri} corespunzătoare - transformatele Fisher- (utilizând tabele sau cu formula următoare)

$$z_r = \frac{1}{2}\log_e \frac{1+r}{1-r}$$

- Se calculează pentru fiecare studiu numărul gradelor de libertate, după formula:

$$v = N-3$$

Unde N= numărul de subiecți din eșantion

- Se calculează transformata mediei ponderate $\overline{z}_{r\ ponderat}$ după formula:

$$\overline{z}_{r\ ponderat} = \frac{\sum (N_i - 3) z_{r_i}}{\sum (N_i - 3)}$$

- Se testează eterogenitatea statistică a mărimilor efectelor după formula:

$$\sum (N_i - 3)(z_{r_i} - \overline{z}_r)^2$$

- Valorile obținute se caută în tabelul χ^2, la k-1 grade de libertate pentru a se stabili semnificația lor.

Exemplul 6.2.

Luăm în analiză cinci studii S_1, S_2, S_3, S_4, S_5.
Acestea prezintă următoarele mărimi ale efectului:

r_1=0.76	N=35
r_2=0.45	N=30
r_3=-0.28	N=45
r_4=0.26	N=40
r_5=-0.24	N=50

1. Calculăm valorile z corespunzătoare:
   z_1=1.11
   z_2=0.49
   z_3=-0.29
   z_4=0.27
   z_5=-0.25
2. Calculăm $z_{r\ ponderat}$

$$\overline{z}_{r\ ponderat} = \frac{\sum (N_i - 3) z_{r_i}}{\sum (N_i - 3)} = \frac{32\times 1,11 + 27\times 0,49 + 42\times(-0,29) + 37\times 0,27 + 47\times(-0,25)}{32+27+42+37+47}$$

$$\overline{z}_{r\ ponderat} = \frac{38,81}{185} = 0,188$$

3. Calculăm media valorilor z_{ri} și obținem valoarea 0,27
4. Testăm eterogenitatea statistică a celor cinci mărimi ale efectului.

$\sum(N_i - 3)(z_{r_i} - \overline{z}_r)^2 = 32(1,11-0.27)^2 + 27(0,49-0,27)^2 + 42(-0,29-0,27)^2 + 37(0,27-0,27)^2 + 47(-0,25-0,27)^2 = 53,78$

5. Pentru v=k-1=4 grade de libertate căutăm în tabelul χ^2, și observăm că valoarea este puternic semnificativă la un p<0,01, ceea ce înseamnă că mărimile efectelor studiilor luate în analiză diferă semnificativ, diferență care nu se datorează doar unor erori de eșantionare.

c. Compararea mediilor între studii

- Se calculează o mărime a efectului (g) pentru fiecare studiu în parte după formula:

$$g = \frac{\overline{m_1} - \overline{m_2}}{S}$$

unde m_1 = media rezultatelor grupului experimental
m_2 = media rezultatelor grupului de control
S = abaterea standard a întregului eșantion

- Se estimează variația mărimii efectului ($1/w$) pentru fiecare studiu după formula:

$$w = \frac{2(n_1 n_2)(n_1 + n_2 - 2)}{(n_1 + n_2)\left[t^2 + 2(n_1 + n_2 - 2)\right]}$$

unde n_1 = mărimea lotului experimental
n_2 = mărimea lotului de control
t = valoarea obținută în urma aplicării Testului t

Situații particulare:

În cazul în care cunoaștem doar mărimea totală a eșantionului (N) sau $n_1 = n_2$ aplicăm formula simplificată pentru calcularea valorii lui w

$$w = \frac{N(N-2)}{2(t^2 + 2N - 4)}$$

În cazul în care nu avem valoarea lui t se poate aplica formula:

$$t = g\frac{\sqrt{N}}{2}$$

- Se testează eterogenitatea studiilor supuse meta-analizei după formula:

$$\sum w_i(g_i - \overline{g})^2$$

unde: w_i = variația mărimii efectului pentru fiecare studiu
g_i = mărimea efectului pe baza mediei pentru fiecare studiu
$\overline{g}$ = media ponderată a mărimii efectelor calculată după formula:

$$\overline{g} = \frac{\sum w_i g_i}{\sum w_i}$$

- Valoarea obținută se caută în tabelele χ^2, la k-1 grade de libertate (unde k = numărul de studii) pentru a se stabili semnificația lor. Dacă valoarea se dovedește semnificativă la un prag de semnificație ales se concluzionează că rezultatele sunt eterogene sau diferă în mod semnificativ. În caz contrar studiile pun în evidență aceeași mărime a efectului.

Proceduri meta-analitice de combinare a rezultatelor mai multor studii

Combinarea rezultatelor mai multor studii trebuie precedată de compararea lor, mai ales dacă sunt puse în evidență mărimi ale efectului de sens contrar. Dacă aceste rezultate se dovedesc a fi eterogene cercetătorul trebuie să afle cauzele acestei eterogenități (compoziția eșantionului, prezența unei variabile mediatoare, etc.) și nu să le combine.
Rosenthal (1984) a dezvoltat metoda combinării valorilor p (probabilitatea ca rezultatele experimentale să fie pur întâmplătoare) plecând de la câteva studii independente pentru a obține o estimare a probabilității că o intervenție particulară (tratament) poate să aibă anumite efecte.

Combinarea pragurilor de semnificație se face astfel:

- Se observă pragurile de semnificație: $p_1, p_2, \ldots, p_n$
- Se stabilesc (din tabel) valorile $z_1, z_2, \ldots, z_n$ corespunzătoare
- Se calculează suma acestor valori și se divide cu rădăcina pătrată a numărului de studii luate în analiză (k).

$$\frac{\sum z_n}{\sqrt{k}}$$

- Valoarea obținută se caută în tabelul legii normale reduse stabilindu-se pragul de semnificație corespunzător. Acest prag de semnificație reprezintă riscul sub care asumăm mărimea efectului rezultată din combinarea studiilor.

Glass, McGraw și Smith (1981) au dezvoltat metode de combinare a estimării mărimii efectului (diferența dintre mediile obținute pe grupul experimental și pe grupul de control exprimată în unități ale abaterii standard), plecând de la mai multe studii pentru a oferi o descriere generală a impactului pe care intervențiile le au asupra variabilelor dependente-cheie.

Combinarea mărimii efectelor se face astfel:

- Se stabilește mărimea efectului pentru fiecare studiu;
- Se stabilesc valorile $z_{r1}, z_{r2}, \ldots\ldots, z_{rl}$ corespunzătoare - transformatele Fisher -
- Se stabilește mărimea medie a efectului prin însumarea transformatelor Fisher corespunzătoare mărimii efectului (r) și se împarte la numărul studiilor luate în analiză.

$$\overline{z_r} = \frac{\sum z_{r_i}}{k}$$

- Valoarea rezultată se caută în tabelul z și se stabilește valoarea r corespunzătoare, care reprezintă mărimea medie a efectului.
- Situație particulară

Dacă mărimea eșantioanelor este diferită se ponderează rezultatele prin gradele de libertate.

$$v = N-3$$

Rezultă o mărime a efectului ponderată

$$\overline{z}_{r\ ponderat} = \frac{\sum (N_i - 3) z_{r_i}}{\sum (N_i - 3)}$$

Schmidt și Hunter (1977) au dezvoltat metode de combinare a coeficientului de validitate (de exemplu, corelațiile dintre scorurile la test și valoarea - criteriu) din mai multe studii pentru a estima validitatea generală a testelor.

Analiza validității generalizate reprezintă o metodă specifică meta-analizei, fiind o aplicație specifică meta-analizei și este utilizată în toate domeniile de cercetare în care este folosită meta-analiza.

6.4. Problematica validității

Problema validității unui test sau oricărui instrument de măsurare, are multiple fațete. În termeni largi, putem spune că un test este valid atunci când măsoară ceea ce își propune să măsoare (aceasta este o definire a validității oricum mai bună decât aceea prin care se afirmă că un test este valid dacă este o măsură a adevărului). Trebuie să ținem bine minte că validitatea este un concept extrem de relativ. La o întrebare de genul "Testul X este valid?" răspunsul trebuie formulat într-o manieră interogativă "Este valid în raport cu ce?".

Așa cum nivelul de încredere al oricărui test nu poate fi descris de un singur număr (măsură) nici nivelul validității nu poate fi exprimat printr-o singură valoare numerică.

În trecut, fiecare test psihologic măsura câte un singur aspect (variabilă); astfel testele dezvoltate se refereau exclusiv la inteligență, introversiune, tendințe nevrotice, etc. Datorită denumirilor (titlurilor) bine definite, se presupunea că obiectul măsurării este din punct de vedere calitativ stabil, cunoscut și având atribute pre-definite. Astfel, pentru a fi valide, noile teste ce urmăreau măsurarea acestor aspecte trebuiau să coreleze puternic cu teste mai vechi, general acceptate. De exemplu, noile teste erau "validate" prin demonstrarea unor corelații puternice cu testul Stanford-Binet, sau cu testul C2 al lui Lair, sau cu Inventarul Woodworth.

Mai târziu s-a demonstrat că aceste domenii ale personalității (inteligență, introversiune, tendințe nevrotice, ș.a.) sunt lipsite de unitate ca manifestări în comportament. De pildă, dacă vom privi inteligența ca și colecție de unități funcționale (numite de exemplu "abilități primare", "factori") problema unui test de inteligență valid este mult mai nuanțată. Pe de altă parte abilitățile primare sunt considerate ca fiind etape bine definite și verificabile de cineva care va repeta parcurgerea lor. Apare problema în raport cu ce etapă vom

considera validitatea testului. Răspunsul la această problemă pare a fi că validitatea unui test ca măsură a acestor factori va fi indicată de corelaţia cu factorul principal.

*Validitatea **factorială** se referă la încredinţarea autorului testului X că răspunsul la întrebarea "Ce măsoară testul X?" va fi de forma unei liste de factori primari cu care testul corelează şi a ponderilor varianţei acestor factori în cadrul testului.*

*O altă problemă importantă pusă oricărui psiholog este de a prezice efecte în situaţii specifice (de exemplu abilităţile comunicative, academice, etc.). De pildă, un test de abilităţi de învăţare este valid dacă el corelează puternic cu performanţa ulterioară în învăţare. Din acest punct de vedere orice test este valid într-un anumit domeniu, dacă ne oferă posibilitatea de a estima efecte în cadrul acestui domeniu, efecte referitoare la tipul şi denumirea abilităţilor fundamentale pe care -se presupune că- testul le măsoară. Astfel, validitatea **predictivă** a unui test este eficienţa în estimarea şi previzionarea unui aspect măsurabil al vieţii cotidiene.*

Una dintre cele mai dificile probleme puse validităţii predictive este de a obţine criterii relevante şi adecvate obiectului măsurării. Abordarea analizei factoriale ne oferă o soluţie destul de bună, dacă dorim să măsurăm o abilitate sau o stare primară. Dacă două sau mai multe teste (itemi) sunt combinate pentru măsurarea unui factor, coeficientul de validitate este corelaţia multiplă dintre teste (itemi) şi factorul în cauză.

Totuşi, problemele practice ale validităţii predictive nu sunt înlăturate. Piedica majoră rămâne faptul că succesul (performanţa) în orice sferă a vieţii este de obicei extrem de complicat şi este determinat de o multitudine de factori specifici. Atunci când măsurăm cu ajutorul testelor fenomene complexe ne oprim doar asupra unor componente (datorită criteriilor cu care operăm) astfel încât validitatea testelor respective este dată doar de gradul de precizie în estimarea evoluţiei reale a componentelor măsurate. Este evident că nu trebuie să identificăm componentele măsurabile ale fenomenului cu însăşi fenomenul. Ne putem totuşi aştepta să măsurăm componente dintre cele mai semnificative pentru fenomen. Dar foarte adesea, vom alege componente lipsite de relevanţă reală datorită facilităţii observării şi măsurării lor. În concluzie, atât timp cât nu ştim cât de

valide sunt criteriile cu care operăm, nu vom putea face previziuni şi interpretări relevante.

6.5. Fundamentele validităţii generalizate

Multe studii de validitate foloseau eşantioane mici şi criterii lipsite de credibilitate (în special în perioada 1951-1970). Deoarece eroarea de eşantionare ne duce la variaţii întâmplătoare în rezultatele cercetării şi erorile de măsurare duc la validităţi scăzute artificial, este normal să ne aşteptăm ca unii coeficienţi de validitate din diferite studii *să pară* că variază întâmplător de la studiu la studiu şi *să fie văzuţi*, în general, ca având valori mici. Oricum, efectele erorii de eşantionare şi de neîncredere sunt, pe de o parte, relativ uşor de estimat şi, pe de altă parte, efectul acestora poate fi controlat şi, probabil, ne vor duce la concluzia că validitatea actuală a testelor şi procedurilor de evaluare studiate de meta-analiză este mai mare şi mai consistentă decât o simplă examinare a validităţii observate la coeficienţii studiaţi.

De exemplu, să presupunem că sunt o sută de studii despre validitatea interviurilor structurate ca predictori ai performanţei în muncă şi că încrederea în măsurarea performanţelor este de 0,70 iar N (mărimea eşantionului) este de 40. Dacă media coeficienţilor de validitate observată este 0,45, formula pentru corecţia atenuării sugerează că cea mai bună estimare a validităţii acestor interviuri este probabil în jurul valorii de 0,54 (de exemplu, 0,45 împărţit la rădăcina pătrată din 0,70). Astfel, o singură corecţie pentru erorile de măsurare este probabil mai validă decât dacă examinăm, pe baza unei simple evaluări, validitatea studiilor, luate separat.

Deoarece fiecare coeficient de validitate este calculat plecând de la un eşantion mic, este normal să ne aşteptăm să existe o anumită variabilitate în rezultatele studiului. Această variabilitate poate fi estimată folosind o formulă destul de cunoscută pentru eroarea de eşantionare a coeficientului de corelaţie[1] (Hunter şi Schmidt, 1990).

[1] Vezi Capitolul Estimări din M. Hohn, L. Măruşter, Curs de Statistică aplicată în ştiinţele sociale, vol. I.

De exemplu, dacă abaterea standard a coeficienţilor de validitate proveniţi din cele o sută de studii este de 0,18, probabil că aproximativ 66% din această variabilitate se datorează erorii de eşantionare. Doar pe baza erorii de eşantionare ne putem aştepta la o abatere standard de 0,12 având date N=40 şi media validităţii observate de 0,45 (Hunter şi Schmidt, 1990).

Există un număr de procedee meta-analitice care trec de simplele corelaţii descrise mai sus, ţinând cont de corecţii pentru restricţii de rang şi folosirea criteriilor dihotomice. Anumite variante ale modelului de bază propus de Schmidt şi Hunter în 1977 au fost revizuite de Burke în 1984. Hedges (1988) şi Raudenbush şi Bryk (1985) discută aplicarea modelelor bayesiene în meta-analiză. Thomas (1990) dezvoltă un model mixt care îşi propune să descrie sistematic diferenţele între validitatea subgrupurilor de studii de validitate. Deşi rezultatele diferitelor studii de meta-analiză nu sunt întotdeauna agreate, aceste metode de oferă concluzii generale despre validitatea testelor. (Schmidt, 1988)

În particular, testele de validitate sunt, de obicei, mai cuprinzătoare şi mai consistente în raport cu situaţia descrisă decât lasă să se înţeleagă studiile individuale. (Hartigan şi Wigdor, 1989; Schmidt, 1992; Murphy, 1993). Totuşi, dată fiind natura multor cercetări asupra validării (eşantion mic, măsurări incerte, restricţii de rang, etc.), această concluzie este virtual acceptabilă, chiar dacă contrazice, în mod evident unele dintre cele mai frecvente presupoziţii din psihologie (de exemplu, validităţile sunt în general mici şi instabile).

6.6. Aplicaţiile validităţii generalizate

Metodele dezvoltate de Schmidt şi Hunter au avut un mare impact şi au fost foarte mult folosite. Cea mai frecventă aplicaţie este studierea relaţiei dintre scorurile obţinute la teste de abilităţi cognitive şi măsurarea performanţei generale în muncă.

Alte aplicaţii:

- relaţiile dintre trăsăturile psihologice şi performanţe în muncă (Barrick şi Mount,1991)
- efectele diferenţelor rasiale în evaluarea performanţelor (Kraiger şi Ford, 1985)
- compararea teoriilor schimbării organizaţionale (Hom, Carnikas-Walker, Prussia şi Griffeth, 1992).

6.7. Validitatea generalizată şi consistenţa validităţilor

Consistenţa validităţii este cea mai controversată. De exemplu, analizând 75 de studii despre validitatea testelor de abilităţi spaţiale ca predictori ai performanţei în muncă am găsit coeficientul de validitate cu o mărime similară care nu variază mai mult decât ne-am fi aşteptat uitându-ne doar la situaţia indicilor statistici ale celor 75 de studii (de pildă, pe baza mărimii erorii de eşantionare). Este această situaţie suficientă pentru a concluziona că validitatea testelor de abilităţi spaţiale este constantă? Putem garanta că un nou test va avea acelaşi nivel de validitate? Răspunsul la aceste întrebări se modifică dacă analizăm mai multe studii de validitate sau mai multe meta-analize care sugerează rezultate asemănătoare.

Astfel de probleme sunt puse de o mare parte a literaturii meta-analitice care este şi foarte tehnică.

6.8. Validitatea generalizată versus specificitate situaţională

Una din sursele de confuzie în analiza validităţii generalizate este relaţia dintre validitatea generalizată şi consistenţa validităţii între diverse situaţii. În literatura de specialitate, existenţa unei variabilităţi mari între validitatea dintre situaţii (după corecţiile statistice) ţine de specificitatea situaţională. Dacă corelaţia dintre scorurile testelor şi performanţă depinde în mod real de situaţie, spunem că validitatea este specifică situaţional.

Pe de altă parte, validitatea generalizată se referă la clasificarea testelor sau a altor metode de diagnostice în "valide" şi "nonvalide". Dacă testul probează cel puţin un nivel minim de validitate într-un număr suficient de mare de situaţii se spune că validitatea nu poate fi generalizată.

Dacă un test nu poate fi clasificat ca "valid" în mod consistent, validitatea generalizată nu se poate face.

Validitatea generalizată este mult mai relevantă în raport cu aplicaţiile practice ale testelor şi altor instrumente de evaluare. Dacă se poate demonstra că testele au cel puţin un nivel minim de validitate în virtual toate situaţiile în care ar putea fi aplicat, pare normal să concluzionăm că ele vor fi minimal valide şi în situaţii similare celor studiate în cadrul cercetării validităţii lor.

Atunci când s-a stabiiit validitatea generalizată pentru un test sau pentru un set de teste, problema că un test particular (sau unul similar folosit în alte studii) va fi complet inutil în situaţii noi, nu are relevanţă.

Pe de altă parte, specificitatea situaţională deşi este cea mai relevantă din punct de vedere teoretic, în acelaşi timp trebuie să ţină seama de implicaţiile practice. Dacă se poate dovedi nivelul validităţii unui test sau a unui set de teste în raport cu un tip de muncă, organizaţie sau situaţie, atunci relaţia dintre constructele măsurate prin test şi performanţă nu depinde de tipul muncii sau situaţiei în care a fost folosit testul. Acest fapt demonstrează consistenţa trans-situaţională în construirea, testarea şi aplicarea teoriilor asupra comportamentului uman în organizaţii (Schmidt, 1992).

Procesele presupuse de testarea ipotezelor validităţii generalizate şi a specificităţii situaţionale sunt arătate în Figura 6-1. În ambele cazuri, se pleacă de la calcularea mediei şi a abaterii distribuţiei validităţilor. Apoi se efectuează corecţii pentru creşterea nivelului de confidenţă, restricţii de rang şi alte artificii statistice care pot afecta ***media*** distribuţiei validităţii şi corecţii ale erorii de eşantionare, variaţiilor dintre studii în restricţiile de rang şi ale nivelului de încredere care ar afecta ***varianţa*** distribuţiei validităţii (Hunter şi Schmidt, 1990). Din acest moment cele două procese intră în divergentă

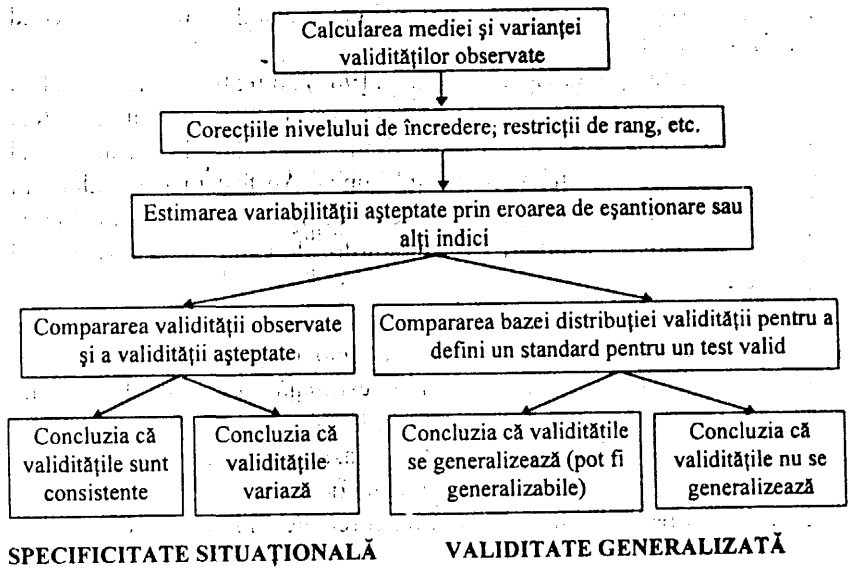

Calcularea mediei şi varianţei validităţilor observate
Corecţiile nivelului de încredere; restricţii de rang, etc.
Estimarea variabilităţii aşteptate prin eroarea de eşantionare sau alţi indici
Compararea validităţii observate şi a validităţii aşteptate
Compararea bazei distribuţiei validităţii pentru a defini un standard pentru un test valid
Concluzia că validităţile sunt consistente
Concluzia că validităţile variază
Concluzia că validităţile se generalizează (pot fi generalizabile)
Concluzia că validităţile nu se generalizează
SPECIFICITATE SITUAŢIONALĂ
VALIDITATE GENERALIZATĂ

Figura 6-1. Demersul Specificităţii situaţionale versus Validităţii Generalizate

Ipoteza specificităţii situaţionale presupune o comparaţie între varianţa observată şi estimată (aşteptată) doar pe baza erorii de eşantionare şi a altor indici statistici. Dacă validitatea aşteptată (calculată statistic) este mare sau aproape la fel de mare ca validitatea observată, ipoteza specificităţii situaţionale se respinge. Schmidt şi Hunter sugerează regula celor 75%, în care specificitatea situaţională este respinsă dacă validitatea aşteptată calculată statistic este cel puţin 75% din varianţa validităţilor observate.

Procedura pentru determinarea validităţii generalizate este diferită. După corecţiile consistenţei interne (fidelităţii), erorii de eşantionare, etc., testarea validităţii generalizate presupune compararea bazei distribuţiilor validităţii corectate (de exemplu valoarea la percentilul 10 a distribuţiei corectate) la anumite standarde care reprezintă nivelul minim de validitate (exemplu coeficientul de validitate de 0.00 sau 0.10). De exemplu dacă valoarea la percentilul 10 a distribuţiei validităţii corectate este > 0.10, se va concluziona că

există un nivel de confidenţă de 90% în care testul va fi minimal valid (în principiu) în orice nouă aplicare.

De exemplu Gaugler şi colab. (1987) au realizat o meta-analiză a validităţilor pe centre de diagnoză. O parte a analizei a fost dedicată pentru corelaţia dintre măsurătorile centrelor şi măsurarea performanţelor în muncă. Au fost luaţi în calcul 44 de coeficienţi de validitate de acest tip din 29 de studii. Media şi abaterea standard a coeficienţilor de validitate a fost 0.25 şi 0.15.

După corecţia erorii de eşantionare, fidelităţii şi a altor coeficienţi statistici Gaugler şi colab. (1987) au concluzionat:

a) cea mai bună validitate estimată a fost dată de o medie corectată a validităţii de 0.36
b) validităţile corectate variază substanţial între studii (o abatere standard corectată de 0.14)
c) 90% dintre validităţile corectate au fost > 0.18

Acest set de rezultate ne permit să spunem că metodele centrelor de diagnoză a fost (cel puţin) minimal valide în (potenţial) toate cazurile, dar că nivelul validităţii nu a fost consistent între studii, ceea ce ne sugerează că specificul muncii organizaţiilor, tipului de diagnoză, au afectat substanţial validitatea scorurilor (măsurătorilor) date de centre.

În principiu, o relaţie între testele de specificitate situaţională şi testele de validitate generalizată nu este necesară. Cea mai frecventă concluzie (cel puţin în domeniul testelor de abilităţi) este că validităţile sunt:

a) pe de o parte generalizabile în ideea că testele par să fie predictori valizi în virtual toate concluziile
b) pe de altă parte sunt consistente în ideea că nivelul de validitate este comparabil în diferite situaţii şi este rezonabil (Hunter şi Hirsch, 1984; Hunter şi Hunter, 1992).

Oricum, aşa cum ilustrează Figura 6-2 şi Gaugler şi colab. (1987) se poate concluziona că este posibil să realizăm generalizarea, dar fără ca validităţile să fie consistente.

Figura 6-2 sugerează două alte posibilităţi:

1. este posibil ca validităţile să fie consistente, dar negeneralizabile (valoarea validităţii se apropie de 0)
2. dacă validităţile corectate sunt foarte aproape de 0 concluzia este că un test invalid ca predictor poate fi uşor generalizat
3. Pentru că validităţile sunt şi invalide şi inconsistente atunci testul trebuie să arate fie valori negative, fie pozitive, dar fără a arăta vreo tendinţă (negativă sau pozitivă).

		Specificitate Situaţională	
		Consistenţă	**Inconsistenţă**
Validitate	**Valid**	*rangul validităţilor între 0,35 şi 0,50*	*rangul validităţilor între 0,10 şi 0,70*
Generalizată	**Invalid**	*rangul validităţilor între 0,00 şi 0,05*	*rangul validităţilor între -0,20 şi 0,25*

Figura 6-2. Rezultate posibile ale testării specificităţii situaţionale şi a validităţii generalizate

În general, este mai uşor de demonstrat generalizarea validităţii decât demonstrarea nivelelor consistente ale validităţilor diferitelor situaţii. Media validităţilor este de obicei mare pentru majoritatea procedurilor de selecţie (Hunter şi Hunter, 1984; Reilly şi Chao, 1982; Wiesner şi Cronshaw, 1988) ceea ce înseamnă că nivelul de jos al distribuţiilor validităţii este aproape întotdeauna mai mare de 0, 0.10 sau la un orice alt etalon folosit pentru definirea validităţii minime pentru setul de teste şi proceduri de diagnoză. Demonstrarea specificităţii situaţionale este de obicei mult mai dificilă şi controversată.

6.9. Implicaţiile validităţii generalizate şi specificităţii situaţionale

Demonstrarea validităţii generalizate a devenit un fapt obişnuit în aria cercetării personalului

De exemplu, în legătură cu validitatea testelor de abilităţi cognitive ca predictori ai performanţei prin testarea validităţilor studiilor asupra diferitelor meserii, organizaţii, situaţii; aceasta demonstrează consistent generalizarea validităţii[2].

Ca rezultat se presupune că un test de abilităţi bine construit va arăta cel puţin câteva corelaţii cu performanţa în (potenţial) toate meseriile, organizaţiile ori situaţiile. Astfel, dacă ne propunem să determinăm nivelul validităţilor unui test bine construit în noi situaţii, probabil că vom întreprinde o acţiune inutilă realizând un studiu al validităţii; cercetările efectuate deja arată clar că nu putem asuma ideea că un test de abilităţi cognitive va arăta cel puţin un nivel minim de validităţi ca predictor a performanţei în orice meserie. De cele mai multe ori nu este suficient să ştim doar că nivelul validităţii este mai mare de 0; e mult mai important să avem o idee despre cum va funcţiona într-o anumită situaţie un test, un protocol de interviu sau o tehnică de diagnostic. Chestiunile legate de nivelul validităţii (în opoziţie cu prezenţa / absenţa lui) implică testarea specificităţii situaţionale. Una dintre căile pentru aprecierea importanţei specificităţii situaţionale este de a vedea implicaţiile respingerii ipotezei specificităţii situaţionale. Se presupune că ştim că validitatea unui test a fost în general între 0.40 şi 0.45 şi este dovedit că validitatea nu variază în funcţie de meserie, organizaţie sau situaţie. Ca problemă practică, putem prezice cu destul de mare acurateţe că într-o nouă situaţie testul va fi valid (de exemplu corelaţia dintre rezultatul testului şi măsurarea performanţei într-o nouă situaţie este între 0.40 şi 0.45). Respingerea specificităţii situaţionale este importantă şi pentru dezvoltarea şi testarea teoriilor performanţei în muncă, deoarece implică relaţia dintre variabilele măsurate prin test şi performanţa în muncă nu depind de meserie, organizaţie şi situaţii.

Dacă validitatea testelor şi procedurilor de diagnostic variază în funcţie de meserie, organizaţie şi situaţie, problemele psihologului se vor complica, deoarece va fi greu de estimat cu precizie cum va funcţiona testul într-o nouă situaţie. Totuşi, dacă interesul este nivelul validităţii, putem afirma că testarea specificităţii situaţionale ca fi mai importantă decât o simplă demonstrare a generalizării validităţii.

[2] Hunter şi Hirsch, 1987; Schmidt, 1992

6.10. Dificultăţi în evaluarea specificităţii situaţionale

În cadrul selecţiei de personal, de exemplu, se ştie că testele, interviurile sau alte proceduri de evaluare sunt predictori valizi ai performanţei în anumite situaţii şi nefolositori în alte situaţii, aparent similare.

Schmidt, Hunter şi colab. arată că validitatea probelor de abilităţi cognitive este constantă, cel puţin când este vorba de grupuri largi de profesii (Hunter şi Hirsch, 1987; Pearlman şi Mac Daniel, 1993). De pildă, Schmit, Law, Hunter şi Raju (1988) susţin că studiile de validitate generalizată demonstrează că nu există o specificitate situaţională pentru testele de abilităţi cognitive. Singurul indicator potenţial al validităţii testelor acceptat de cercetătorii în domeniu este complexitatea profesiei; testele de abilităţi par să aibă o validitate ridicată în câteva profesii cu cerinţe cognitive. Cu excepţia acestor profesii "cognitive", cercetătorii demonstrează invarianţa probelor de cogniţie în diferite situaţii.

Problema nespecificităţii situaţionale a testelor este controversată; se consideră trei aspecte a fi importante în discutarea acestei probleme:

- capacitatea procedurilor de validitate generalizată de a detecta diferenţele de validitate;
- rolul mărimii eşantionului în testele cu specificitate situaţională;
- nevoia de modele explicative privind modul în care variabilele situaţionale pot sau nu modera variabilitatea.

a. Capacitatea de detecta variabilitatea validităţii

Modelele de validitate generalizată testează specificitatea situaţională a validităţii prin *compararea* variaţiei observate în validitate cu variaţia expectată, aşteptată pe baza unor artefacte statistice (deci, se compară variaţia observată cu cea expectată privind variabilitate). De pildă, dacă varianţa observată a validităţii nu este mai mare decât variaţia expectată a sa, se trage concluzia că este vorba de o variabilitate foarte scăzută a validităţii. Astfel, ipoteza specificităţii situaţionale este eliminată, dacă variaţia observată în

validitate nu este mai mare decât variaţia preconizată iniţial ca rezultat al artefactelor statistice.

O critică frecventă a procedurilor de validitate generalizată este aceea că acestea dau prioritate ipotezei că validitatea este consistentă. Aceste critici arată că procedurile validităţii nu au capacitatea de a sesiza diferenţele de validitate a testelor în diferite profesii, organizaţii sau situaţii.

Capacitatea statistică a procedurilor validităţii generalizate de a detecta diferenţele de validitate este afectată, în primul rând, de *numărul variabilelor*. Două dintre variabilele mai importante sunt:

- numărul de studii incluse în meta-analiză (K);
- numărul de subiecţi incluşi în fiecare studiu (N).

Multe cercetări de validitate generalizată, în general cele din aria probelor de abilităţi cognitive conţin un număr mare de studii (K mare) cu eşantioane mici (N mic). Osburn, Callender, Greener şi Ashworth (1983) arată că, capacitatea procedurilor de validitate generalizată de a detecta *diferenţele sensibile* ale validităţii este mică, atunci când N<100. De asemenea, capacitatea validităţii generalizate de a detecta *diferenţele mari*, nete ale validităţii este scăzută, atunci când şi N şi K sunt mici. Cercetările arată că atunci când nivelul actual al validităţii testului variază între 0,10 - 0,20 în diferite situaţii, procedurile validităţii generalizate concluzionează că validitatea este constantă de-a lungul acestor situaţii.

O altă problemă a meta-analizei se referă la situaţia în care K (numărul de studii) este mic. Boyle (1992) arată că existenţa unui număr mic de studii nu poate detecta nici o evidenţă a validităţii, anulând dezideratul meta-analitic de validitate generalizată. În unele situaţii, diferenţele mici, chiar dacă sunt detectabile, nu pot constitui o variaţie în validitatea probelor. Totuşi, studiile lui Kemery, Roth (1987) arată că procedurile validităţii generalizate au o putere scăzută, chiar şi în situaţiile în care diferenţele de validitate sunt mari. Studiile lor se referă la acele situaţii în care un test nu este valid în cele mai multe aplicaţii, dar are un nivel ridicat de validitate în *anumite* aplicaţii (0,60).

Schmidt, Raju (1988) recomandă precauţie în ceea ce priveşte interpretarea specificităţii situaţionale a testelor, atunci când N este mai mic de 100-200 sau K este mai mic de 15-20.

b. Rolul mărimii eşantionului în testele cu specificitate situaţională

Schmidt (1992) arată că 80-90% variabilitatea validităţii probelor de abilităţi este dată de artefactele statistice. Compararea meta-analitică a studiilor realizate pe eşantion mic versus eşantion mare a dus la două concluzii:

- în primul rând, datorită erorii de eşantionare, **totalul** variabilităţii validităţii testelor depinde de N (numărul de subiecţi). Validitatea obţinută în studiile pe eşantion mare tinde să fie relativ consistentă de-a lungul situaţiilor, pe când (datorită erorii de eşantionare) validitatea obţinută pe eşantion mic variază în funcţie de situaţie;
- în al doilea rând, **procentajul** varianţei determinate de artefactul statistic (cum este eroarea de eşantionare) variază invers proporţional cu N.

În meta-analiza bazată pe eşantioane mici, o singură eroare de eşantionare adesea poate creşte până la 70-80% varianţa validităţii testelor. În analiza validităţii generalizată care include eşantioane mari, procentajul varianţei validităţii testelor e mai mic de 15-30%.

Este clar că legile definite în termenii "procentajului de varianţă" au anumite deficite. Dacă N este mic (N<100), procentajul varianţei crescut prin eroarea de eşantionare este mare. Dacă N este mare (N>200), procentajul varianţei, datorită erorii de eşantionare, este mic. Dacă N este suficient de mare, procentajul va tinde către zero şi chiar poate deveni negativ.

În concluzie, procentajul varianţei determinate de artefactul statistic (în special, de eroarea de eşantionare) trebuie să se dovedească a fi puţin mai mare decât estimarea indirectă a numărului de subiecţi incluşi în studiu.

c. Nevoia de un model situaţional

Ideea că validitatea unei probe variază în funcţie de situaţie făcea parte din gândirea comună a cercetătorilor; astăzi, cercetările converg către ideea după care *validitatea nu variază cu situaţia*. Atenţia cercetătorilor s-a îndreptat către studiul specificităţii situaţionale, în scopul de a demonstra cum variabilele situaţionale

afectează validitatea, care variabilă situaţională este mai importantă, etc.

Gutenberg (1983) sugerează că validitatea probelor poate fi foarte mare pentru profesiile cu cerinţe complexe de procesare a informaţiei în comparaţie cu profesiile mai simple. Murphy (1989) arată că validitatea poate fi mare, ridicată în organizaţiile instabile, în care sarcini, tehnologii şi responsabilităţi noi apar tot timpul comparativ cu mediul organizaţional stabil în care are loc o rutinizare a procesului de producţie. Recent, James (1992) demonstrează cum un climat organizaţional restrictiv poate afecta validitatea testelor.

- Climatul restrictiv este caracterizat prin:
  - mediu de muncă puternic structurat;
  - creşterea standardizării;
  - formalizare şi control;
  - centralizarea autorităţii.
- Climatul nonrestrictiv este caracterizat prin:
  - descentralizare, autonomism;
  - inovaţie;
  - nevoie de structură.

James şi colab. consideră că testele sunt predictori mai buni ai performanţei în mediile nonrestrictive decât în cele restrictive.

Efectele variaţiei în climatul organizaţional, constrângerile asupra performanţei şi alte asemenea aspecte au fost puse în umbră de către procedurile validităţii generalizate. În particular, aceste caracteristici situaţionale pot duce la efecte considerabile care sunt ignorate în procedurile validităţii generalizate sau sunt "corectate". De pildă, ei consideră că un scop al climatului restrictiv este reducerea diferenţelor dintre output-urile angajaţilor, dintre performanţele (realizările) lor, fapt ce ar trebui să determine o variabilitate scăzută a validităţii testelor în climatul restrictiv comparativ cu cel nerestrictiv.

James (1992) arată că soliditatea, trăinicia criteriului (în acest caz, performanţa) e afectată puternic de restricţia climatului. Dacă diferenţele între performanţele oamenilor într-un climat restrictiv sunt mici (se urmăreşte nivelarea lor), atunci şi stabilitatea măsurării acestor performanţe tinde să scadă. În schimb, performanţele măsurate sunt relativ stabile într-un climat nonrestrictiv. Rezultă că variabilitatea criteriului este în funcţie de potenţialul restrictiv al situaţiei. Procedurile validităţii generalizate care "corectează" această

variabilitate pot duce la rezultate greşite. Această variabilitate nu este un artefact statistic care n-au nici o legătură cu "adevărata validitate", ci mai degrabă o sursă a diferenţelor de validitate (a variaţiei validităţii), în funcţie de climat.

Presupunem că este folosit acelaşi test pentru măsurarea performanţei în patru organizaţii: două cu climat restrictiv puternic şi două nonrestrictive. În primele două organizaţii, se aşteaptă o variabilitate mai mică în performanţă, ceea ce implică şi o validitate scăzută. În celelalte două organizaţii, se aşteaptă o variaţie mare a performanţelor şi o mai mare validitate. Procedurile validităţii generalizate tradiţionale (privesc) abordează diferenţele privind validitatea în funcţie de situaţie ca efect al unor artefacte statistice (eroare de eşantionare) şi nu ca efect al diferenţei dintre proprietăţile climatului. Adepţii validităţii generalizate vor concluziona că validitatea testului este aceeaşi în toate organizaţiile, deci o validitate generalizată.

Cercetările recente (James şi colab. 1992) se concentrează asupra (studierii) proceselor prin care validitatea este alterată odată cu schimbarea variabilităţii situaţionale.

De aceea, este nevoie de un model explicativ situaţional, ca o explicaţie alternativă a unor fenomene ignorate de analiza teoriilor validităţii generalizate.

d. Validitatea situaţională este specifică?

Este dificil de răspuns la această întrebare, pentru că:

- pe de o parte, datele cercetărilor de până acum nu sunt o bază solidă pentru ipoteza specificităţii situaţionale a validităţii testelor. În multe cazuri, variabilitatea validităţii testelor nu este mai mare decât cea aşteptată pe baza erorii de eşantionare;
- pe de altă parte, nu există suficiente cercetări care să tragă o concluzie clară: că nu există o variabilitate reală a coeficienţilor de validitate;
- de asemenea, argumentele bazate pe procentajul variaţiei este ambiguu;
- teoria validităţii generalizate încearcă să "corecteze" influenţa caracteristicilor climatului asupra variabilităţii validităţii testelor. fără a justifica logic acest lucru;

- deși există sute de studii privind validitatea probelor în cadrul unor meta-analize, foarte multe dintre acestea sunt realizate pe eșantioane mice sau pe criterii sărac elaborate și măsurate.

6.11. Contribuții și provocări ale meta-analizei și validității generalizate

Metodele meta-analizei au numeroase contribuții la cercetările din cadrul științelor comportamentale. Meta-analiza se dovedește a fi foarte utilă ca informație în diferite arii de analiză. Totuși, cele mai semnificative contribuții ale metodologiei meta-analizei nu privesc informațiile dintr-un domeniu particular de cercetare, ci se referă mai degrabă la schimbarea modului de abordare a unei cercetări existente și a designului unor viitoare cercetări.

Studiile de meta-analiză și validității generalizate arată că progresele metodologice pot schimba multe din concluziile meta-analizei timpurii (Hedges - 1988; ș.a.). Cea mai importantă problemă privitoare la metodele meta-analizei nu se referă la detaliile statistice, ci se concentrează asupra limitelor impuse de calitatea datelor analizate, precum și asupra aplicării la nivel de grup a unei diversități de teste, proceduri de evaluare și măsurare a performanțelor prin mijloacele meta-analizei.

1). Perfecționarea utilității cercetării

Metodele de meta-analiză și validitate generalizată oferă practicienilor mijloacele de examinare sistematică a bazei largi de cercetări empirice, care reprezintă fundamentul practicii în selecție și evaluare. Corpul de cercetări asupra testelor de abilități, de exemplu, este atât de vast și divers, încât nu poate fi integrat într-o vedere generală. Este aproape imposibil de a valida niște informații și de a evita invaliditățile altora, dacă nu există sprijinul unui set de metode cantitative. Sarcina meta-analizei este de a colecta date și de a da sens, semnificație acestora. Metodele meta-analizei presupun mijloace statistice paralele cu statisticile familiare, cunoscute, realizate în studiile individuale. Pe de altă parte, unele metode meta-analitice sunt

mult mai complexe decât statisticile uzuale, dar conceptele de bază sunt simple și utile.

Disponibilitatea metodelor meta-analizei se referă la cercetători și practicieni, oferindu-le un aparat metodologic imposibil de obținut acum 20 de ani. Astfel, o posibilitate de utilizare a meta-analizei privește îmbunătățirea atât a științei, cât și a practicii, realizând o imagine clară a cercetărilor în diferite arii particulare (Schmidt, 1992). Criticile aduse unor metode meta-analitice (James, Demarie și Mulaik) amintesc de folosirea imprudentă a acestor tehnici care pot uneori împiedica progresul științei și al practicii și, în acest sens, ei trag un semnal de alarmă. Oricum, dacă ne oprim la această perspectivă, metodele meta-analizei nu pot decât să perfecționeze, să valorifice modul în care se folosesc cercetările în selecție și evaluare.

2). Perfecționarea calității cercetării

Probabil cel din urmă și cel mai important mesaj al cercetărilor de validitate generalizată este că validarea studiilor bazate pe eșantioane mici este o idee neavenită. Într-un cuvânt, aceste studii de validitate generalizată mai degrabă oferă o informație greșită (de exemplu - "validitatea variază în funcție de situație", ș.a.) decât aduc o cunoaștere nouă și folositoare.

Este clar că studiile de acest gen n-au dispărut brusc, dar este la fel de clar că cercetările validității generalizate au încurajat folosirea unor eșantioane mari, mai bine măsurate, precum și studii mai elaborat constituite în examinarea validității testelor folosite în selecție și evaluare. De exemplu, Schmidt (1984) revizuiește validitatea unor studii publicate între 1964 și 1982. Media mărimii eșantionului folosit în aceste studii este substanțial mai mare decât cea a eșantioanelor citate de cercetările timpurii ale teoriei validității generalizate. De pildă, foarte multe din analizele teoriei validității generalizate trasează media mărimii eșantionului la aproximativ 60-75 (Mc.Daniel și colab., 1986), pe când în cercetările lui Schmidt, media mărimii eșantionului era în jur de 600-750 (depinzând de criteriu). Acesta nu reprezintă un motiv de a valida studiile cu eșantioane mici sau măsurători sărace, dar nici nu reprezintă un motiv serios, suficient care ar afecta calitatea cercetărilor actuale. Validarea acestor studii (pe eșantioane foarte largi) este mai mult decât inutilă, în sensul că sunt mari consumatoare

de timp, energie și nu spun aproape nimic despre validitatea unor teste (metode de evaluare).

Dacă cercetările de validitate generalizată viitoare vor încuraja cercetările în a-și organiza și elabora mai bine studiile și în a stopa folosirea de eșantioane mici, atunci ele vor aduce într-adevăr o contribuție mai valoroasă decât cercetările de meta-analiză din ultimii 15 ani.

3). Calitatea bazei de date

În cercurile de meta-analiză, există o dezbatere continuă privind oportunitatea includerii sau excluderii studiilor de meta-analiză pe baza criteriului calității lor. Pe de o parte, să știe că poți învăța mai multe dintr-un număr mic de studii bine organizate (elaborate) decât dintr-un număr mai mare de studii elaborate insuficient. Hedges și Olkin (1985) afirmau în acest sens:

> *"Noi credem că procedura statistică nu poate extrage concluzii valide din date de o calitate îndoielnică".*

Pe de altă parte, nu s-au definit clar indicii de calitate a studiilor, astfel încât unele studii descalificate de unii cercetători în meta-analiză sunt acceptate de alții.

Hunter & Schmidt (1990) includ multe studii în meta-analiză, dar fără a preciza regulile după care unele studii sunt incluse, iar altele sunt excluse din meta-analiză. Adepții meta-analizei recunosc că soluția optimă pentru dezvoltarea și impunerea meta-analizei este punerea la punct a unor metode mai bune de meta-analiză și nu un număr mai mare de studii.

Există câteva variabile care împiedică, care diminuează calitatea studiilor de meta-analiză, precum și capacitatea acestora de a trage concluzii valide din cercetări. O astfel de variabilă este dimensiunea eșantionului: eșantioanele mici presupun o eroare de eșantionare care poate avea efecte considerabile asupra rezultatelor studiilor individuale. În general, însă, această problemă nu provoacă o limitare absolută a meta-analizei. Dacă există suficiente studii eșantionate pe aceeași populație, folosind aceleași seturi de predictori și variabile - criteriu, este posibil să se aprecieze variația dată de eroarea de eșantionare și, de asemenea, să se evalueze (estimeze) varianta nonerorii de eșantionare în validitatea testelor.

O problemă mai dificilă poate fi cauzată de dificultatea operaționalizării constructelor - cheie în diferite studii. Dacă studiile variază în ce privește conținutul a ceea ce vor să măsoare și modul în care se face această măsurare, va fi foarte greu să se concluzioneze asupra semnificației parametrilor estimați obținuți din (prin) meta-analiză.

4). Putem combina validitatea de la mai multe surse?

Toate studiile de meta-analiză combină rezultatele diferitelor studii. De exemplu, o analiză de tipul validității generalizate care corelează măsurători ale abilităților cu măsurători ale performanței într-o profesie sunt folosite pentru a afla consistența acestei relații în diverse situații, profesii sau organizații.

Modelele statistice fundamentate pe procedurile meta-analizei (Hedges și Olkin, 1985) tratează fiecare studiu ca și cum fiecare s-ar baza pe un eșantion probabilistic extras din aceeași populație și, de asemenea, implică aplicarea unor legi de inferență desprinse din fiecare eșantion. Problema care este puțin testată în meta-analiză este dacă studiile care folosesc diferite teste, metode de evaluare sau măsurători de performanță pot fi sensibil combinate și dacă da, ce medie are coeficientul de validitate al acestor studii eterogene. Dacă toate studiile care se referă la performanța profesională folosesc măsurători comparabile, în situații comparabile, atunci determinarea mediei coeficientului de validitate este o sarcină simplă. Analiza tipică de validitate generalizată include măsurători atât ale predictorului, cât și ale criteriului. Subiecții implicați în diferite studii vor fi repartizați pornind de la noii angajați și până la "veteranii" din diferite profesii. Afirmația după care toate aceste teste și evaluări măsoară abilitățile "cantitative" și performanța profesională în mod egal nu este adevărată. În cel mai bun caz, populația eșantionului poate fi descrisă în termeni ca: "cei care muncesc într-o varietate de profesii, și sunt evaluați prin teste care conțin în titlu cuvântul "cantitativ" și măsurarea performanței lor profesionale se face după o procedură aleasă la întâmplare".

Nu există, totuși, o rațiune statistică în a face inferențe asupra corelației reale dintre abilitățile "cantitative" și performanța

profesională, bazându-se pe procedurile tradiționale de validitate generalizată.

În principiu, n-ar fi nimic care să te oprească să faci meta-analiza relațiilor dintre toate variabilele X și toate variabilele Y studiate în științele sociale și comportamentale. Într-adevăr, dată fiind mărimea eșantionului din aceste cercetări (Sedlmeier și Gigerenzer, 1989), este posibil ca o mare proporție a variabilității variabilelor r_{xy} (pentru o randomizare X_s și Y_s) din toate cercetările științifice să fie indusă de eroarea de eșantionare. Problema cu acest gen de meta-analiză este că rezultatele sale ar fi imposibil de interpretat. Atunci când studiile nominal similare (care conțin în titlu termeni ca <abilități calitative> și <performanțe profesionale>) sunt grupate, există o oarecare ambiguitate în descrierea exactă a ceea ce înseamnă "validitatea populației" estimată pe baza acestor seturi de studii. Probabil este mai ușor de interpretat rezultatele meta-analizei care combină validitatea studiilor făcute cu teste și probe de evaluare relativ standardizate decât cea care combină teste și evaluări diverse (interviuri, simulări, etc.).

Așadar, perfecționând calitatea cercetării și a selecției se poate găsi soluția problemei agregării. Atâta timp cât forțăm relaționarea unor studii aparent similare, dar, în fapt, măsurări constructe sau procese diferite, nu vom rezolva niciodată problema interpretării meta-analitice. Când calitatea cercetării va crește, sarcina extragerii semnificației unor rezultate cumulative (provenite de la mai multe cercetări) va fi ușoară. În primul rând, problema cercetării de validitate generalizată (adică validitate inconsistentă dată de erori de eșantionare) va fi rezolvată de la sine, dacă crește calitatea cercetării de meta-analiză. În al doilea rând, problema semnificației estimărilor meta-analitice va deveni mai puțin complexă, dacă studiile vor adopta măsurători comparabile mai bune, colectări de date superioare și studii mai ample și mai bine "asamblate".

Dacă rezultatele studiilor de validitate generalizată încurajează o cercetare mai bună, și ultima contribuție a acestor tehnici va fi asigurată.

6.12. Meta-analiza – teorie și practică

Exponenții meta-analizei și teoriei validității generalizate susțin că aceste metode (adică meta-analiza și validitatea generalizată) asigură progresul științei și practicii în domenii ca selecția și evaluarea (Hunter, Schmidt, 1990). Totuși, aceste metode au anumite limite, și anume:

- În primul rând, cea mai serioasă limitare a acestor metode este dată de faptul că meta-analiza nu este mai bună decât baza actuală a cercetărilor în domeniul selecției și evaluării (Hedges și Olkin, 1985);
- În al doilea rând, metodele de meta-analiză și validitate generalizată sunt încă în curs de dezvoltare, de elaborare și, de aceea, pretenția meta-analizei timpurii de a se declara ca cea mai bună metodă de cercetare este puțin credibilă (Hartigan și Wigdor, 1989);
- În sfârșit, meta-analiza nu este mai mult decât un mijloc statistic și chiar dacă poate furniza o serie de lucruri utile, nu poate da răspunsuri finale la preocupările științifice și practice referitoare la resursele umane.

Având toate aceste în minte (sau ținând cont de toate acestea), nu putem spune cu certitudine că meta-analiza și validitatea generalizată aduc o contribuție substanțială și în știință și în practică. Aceste metode sunt, însă, un ajutor indispensabil practicienilor, în particular, putând oferi o cale de încorporare a cercetărilor existente, în scopul organizării problemelor practice.

Acest capitol a fost dedicat în special validității generalizate, dar contribuția potențială a meta-analizei trece dincolo de granițele cercetării privind validitatea. Este greu de imaginat o problematică practică sau științifică în selecție / evaluare fără a apela - măcar indirect - la un anumit număr de studii. Or, meta-analiza se dovedește a fi o metodă care integrează aceste studii și care identifică ordinea problemelor ce au fost sau nu rezolvate prin aceste studii.

Fiind o metodă eficientă de însumare a variatelor studii, meta-analiza va da atât practicienilor, cât și cercetătorilor, un punct de plecare al muncii lor. Meta-analiza nu răspunde la fiecare problemă științifică sau practică, dar este un punct de plecare valabil atât pentru cercetare, cât și pentru practică

Anexe

ANEXA 1 Numere aleatoare

LinerCol.	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
1	10480	15011	01536	02011	81647	91646	69179	14194	62590	36207	20969	99570	91291	90700
2	22368	46573	25595	85393	30995	89198	27982	53402	93965	34095	52666	19174	39615	99505
3	24130	48360	22527	97265	76393	64809	15179	24830	49340	32081	30680	19655	63348	58629
4	42167	93093	06243	61680	07856	16376	39440	53537	71341	57004	00849	74917	97758	16379
5	37570	39975	81837	16656	06121	91782	60468	81305	49684	60672	14110	06927	01263	54613
6	77921	06907	11008	42751	27756	53498	18602	70659	90655	15053	21916	81825	44394	42880
7	99562	72905	56420	69994	98872	31016	71194	18738	44013	48840	63213	21069	10634	12952
8	96301	91977	05463	07972	18876	20922	94595	56869	69014	60045	18425	84903	42508	32307
9	89579	14342	63661	10281	17453	18103	57740	84378	25331	12566	58678	44947	05585	56941
10	85475	36857	53342	53988	53060	59533	38867	62300	08158	17983	16439	11458	18593	64952
11	28918	69578	88231	33276	70997	79936	56865	05859	90106	31595	01547	85590	91610	78188
12	63553	40961	48235	03427	49626	69445	18663	72695	52180	20847	12234	90511	33703	90322
13	09429	93969	52636	92737	88974	33488	36320	17617	30015	08272	84115	27156	30613	74952
14	10365	61129	87529	85689	48237	52267	67689	93394	01511	26358	85104	20285	29975	89868
15	07119	97336	71048	08178	77233	13916	47564	81056	97735	85977	29372	74461	28551	90707
16	51085	12765	51821	51259	77452	16308	60756	92144	49442	53900	70960	63990	75601	40719
17	02368	21382	52404	60268	89368	19885	55322	44819	01188	65255	64835	44919	05944	55157
18	01011	54092	33362	94904	31273	04146	18594	29852	71585	85030	51132	01915	92747	64951
19	52162	53916	46369	58586	23216	14513	83149	98736	23495	64350	94738	17752	35156	35749
20	07056	97628	33787	09998	42698	06691	76988	13602	51851	46104	88916	19509	25625	58104
21	48663	91245	85828	14346	09172	30168	90229	04734	59193	22178	30421	61666	99904	32812
22	54164	58492	22421	74103	47070	25306	76468	26384	58151	06646	21524	15227	96909	44592
23	32639	32363	05597	24200	13363	38005	94342	28728	35806	06912	17012	64161	18296	22851
24	29334	27001	87637	87308	58731	00256	45834	15398	46557	41135	10367	07684	36188	18510
25	02488	33062	28834	07351	19731	92420	60952	61280	50001	67658	32586	86679	50720	94953
26	81525	72295	04839	96423	24878	82651	66566	14778	76797	14780	13300	87074	79666	95725
27	29676	20591	68086	26432	46901	20849	89768	81536	86645	12659	92259	57102	80428	25280
28	00742	57392	39064	66432	84673	40027	32832	61362	98947	96067	64760	64584	96096	98253
29	05366	04213	25669	26422	44407	44048	37937	63904	45766	66134	75470	66520	34693	90449
30	91921	26418	64117	94305	26766	25940	39972	22209	71500	64568	91402	42416	07844	69618
31	00582	04711	87917	77341	42206	35126	74087	99547	81817	42607	43808	76655	62028	76630
32	00725	69884	62797	56170	86324	88072	76222	36086	84637	93161	76038	65855	77919	88006
33	69011	65795	95876	55293	18088	27354	26575	08625	40801	59920	29841	80150	12777	48501
34	25976	57948	29888	88604	67917	48708	18912	82271	65424	69774	33611	54262	85963	03547
35	09763	83473	73577	12908	30883	18317	28290	35797	05998	41688	34952	37888	38917	88050
36	91567	42595	27958	30134	04024	86385	29880	99730	55536	84855	29080	09250	79656	73211
37	17955	56349	90999	49127	20044	59931	06115	20542	18059	02008	73708	83517	36103	42791
38	46503	18584	18845	49618	02304	51038	20655	58727	28168	15475	56942	53389	20562	87338
39	92157	89634	94824	78171	84610	82834	09922	25417	44137	48413	25555	21246	35509	20468
40	14577	62765	35605	81263	39667	47358	56873	56307	61607	49518	89656	20103	77490	18062
41	98427	07523	33362	64270	01638	92477	66969	98420	04880	45585	46565	04102	46880	45709
42	34914	63976	88720	82765	34476	17032	87589	40836	32427	70002	70663	88863	77775	69348
43	70060	28277	39475	46473	23219	53416	94970	25832	69975	94884	19661	72828	00102	66794
44	53976	54914	06990	67245	68350	82948	11398	42878	80287	88267	47363	46634	06541	97809
45	76072	29515	40980	07391	58745	25774	22987	80059	39911	96189	41151	14222	60697	59583
46	90725	52210	83974	29992	65831	38857	50490	83765	55657	14361	31720	57375	56228	41546
47	64364	67412	33339	31926	14883	24413	59744	92351	97473	89286	35901	04110	23726	51900
48	08962	00358	31662	25388	61642	34072	81249	35648	56891	69352	48373	45578	78547	81788
49	95012	68379	93526	70765	10592	04542	76463	54328	02349	17247	28865	14777	62730	92277
50	15664	10493	20492	38391	91132	21999	58526	81652	27195	48223	46751	22923	32261	85653

ANEXA 1 Numere aleatoare (continuare)

Linie/Col.	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)	(7)	(8)	(9)	(10)	(11)	(12)	(13)	(14)
51	16408	81899	04153	53381	79401	21438	83035	92350	36693	31238	59649	91754	72772	02338
52	18629	81953	05520	91962	04739	13092	97662	24822	94730	06496	35090	04822	86774	98289
53	73115	35101	47498	87637	99016	71060	88824	71013	18735	20286	23153	72924	35165	43040
54	57491	16703	23167	49323	45021	33132	12544	41035	80780	45393	44812	12515	98931	91202
55	30405	83946	23792	14422	15059	45799	22716	19792	09983	74353	68668	30429	70735	25499
56	16631	35006	85900	98275	32388	52390	16815	69298	82732	38480	73817	32523	41961	44437
57	96773	20206	42559	78985	05300	22164	24369	54224	35083	19687	11052	91491	60383	19746
58	38935	64202	14349	82674	66523	44133	00697	35552	35970	19124	63318	29686	03387	59846
59	31624	76384	17403	53363	44167	64486	64758	75366	76554	31601	12614	33072	60332	92325
60	78919	19474	23632	27889	47914	02584	37680	20801	72152	39339	34806	08930	85001	87820
61	03931	33309	57047	74211	63445	17361	62825	39908	05607	91284	68833	25570	38818	46920
62	74426	33278	43972	10119	89917	15665	52872	73823	73144	88662	88970	74492	51805	99378
63	09066	00903	20795	95452	92648	45454	09552	88815	16553	51125	79375	97596	16296	66092
64	42238	12426	87025	14267	20979	04508	64535	31355	86064	29472	47689	05974	52468	16834
65	16153	08002	26504	41744	81959	65642	74240	56302	00033	67107	77510	70625	28725	34191
66	21457	40742	29820	96783	29400	21840	15035	34537	33310	06116	95240	15957	16572	06004
67	21581	57802	02050	89728	17937	37621	47075	42080	97403	48626	68995	43805	33386	21597
68	55612	78095	83197	33732	05810	24813	86902	60397	16489	03264	88525	42786	05269	92532
69	44657	66999	99324	51281	84463	60563	79312	93454	68876	25471	93911	25650	12682	73572
70	91340	84979	46949	81973	37949	61023	43997	15263	80644	43942	89203	71795	99533	50501
71	91227	21199	31935	27022	84067	05462	35216	14486	29891	68607	41867	14951	91696	85065
72	50001	38140	66321	19924	72163	09538	12151	06878	91903	18749	34405	56087	82790	70925
73	65390	05224	72958	28609	81406	39147	25549	48542	42627	45233	57202	94617	23772	07896
74	27504	96131	83944	41575	10573	08619	64482	73923	36152	05184	94142	25299	84387	34925
75	37169	94851	39117	89632	00959	16487	65536	49071	39782	17095	02330	74301	00275	48280
76	11508	70225	51111	38351	19444	66499	71945	05422	13442	78675	84081	66938	93654	59894
77	37449	30362	06694	54690	04052	53115	62757	95348	78662	11163	81651	50245	34971	52924
78	46515	70331	85922	38329	57015	15765	97161	17869	45349	61796	66345	81073	49106	79860
79	30986	81223	42416	58353	21532	30502	32305	86482	05174	07901	54339	58861	74818	46942
80	63798	64995	46583	09785	44160	78128	83991	42865	92520	83531	80377	35909	81250	54238
81	82486	84846	99254	67632	43218	50076	21361	64816	51202	88124	41870	52689	51275	83556
82	21885	32906	92431	09060	64297	51674	64126	62570	26123	05155	59194	52799	28225	85762
83	60336	98782	07408	53458	13564	59089	26445	29789	85205	41001	12535	12133	14645	23541
84	43937	46891	24010	25560	86355	33941	25786	54990	71899	15475	95434	98227	21824	19585
85	97656	63175	89303	16275	07100	92063	21942	18611	47348	20203	18534	03862	78095	50136
86	03299	01221	05418	38982	55758	92237	26759	86367	21216	98442	08303	56613	91511	75928
87	79626	06486	03574	17668	07785	76020	79924	25651	83325	88428	85076	72811	22717	50585
88	85636	68335	47539	03129	65651	11977	02510	26113	99447	68645	34327	15152	55230	93448
89	18039	14367	61337	06177	12143	46609	32989	74014	64708	00533	35398	58408	13261	47908
90	08362	15656	60627	36478	65648	16764	53412	09013	07832	41574	17639	82163	60859	75567
91	79556	29068	04142	16268	15387	12856	66227	38358	22478	73373	88732	09443	82558	05250
92	92606	82674	27072	32534	17075	27698	98204	63863	11951	34648	88022	56148	34925	57031
93	23982	25835	40055	67006	12293	02753	14827	22235	35071	99704	37543	11601	35503	85171
94	09915	96306	05908	97901	28395	14186	00821	80703	70426	75647	76310	88717	37890	40129
95	59037	33300	26695	62247	69927	76123	50842	43834	86654	70959	79725	93872	28117	19233
96	42488	78077	69882	61657	34136	79180	97526	43092	04098	73571	80799	76536	71255	64239
97	46764	86273	63003	93017	31204	36692	40202	35275	57306	55543	53203	18098	47625	88684
98	03237	45430	55417	63282	90816	17349	88298	90183	36600	76406	06216	95787	42579	90730
99	86591	81482	52667	61582	14972	90053	89534	76036	49199	43716	97548	04379	46370	28672
100	38534	01715	94964	87288	65680	43772	39560	12918	86537	62738	19636	51132	25739	56947

ANEXA 2 Distribuția normală

Tables B and C assume a normal distribution whose standard deviation is equal to 1.00 and whose total area (or N) also equals 1.00. Under these conditions, there are fixed mathematical relationships between values on the base line (as measured in σ units) and areas under the curve (A, B, and C) and also ordinate values (y).

The use of Tables B and C is explained in Chap. 7. Figures A.1, A.2, B.1, and B.2 may help to relate the symbols to the normal curve.

Table B is best used when we know a z and want to find a corresponding A, B, or C area, or the ordinate y. Table C is best used when we know any one of the areas A, B, or C and want to find the corresponding z or y. In case any one of these areas is known, it can be readily used to find a corresponding area by means of the following relationships:

$A = B - .50$
$A = .50 - C \quad (A + C = .50)$
$B = A + .50$
$B = 1.00 - C \quad (B + C = 1.00)$
$C = .50 - A$
$C = 1.00 - B$

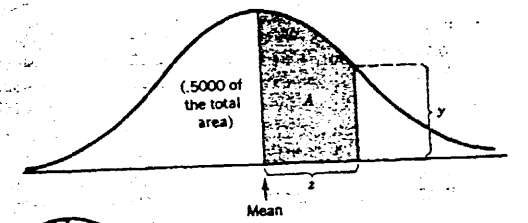


Fig. A.1

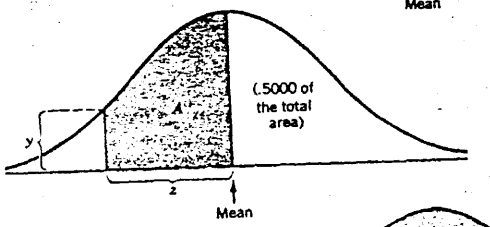


Fig. A.2

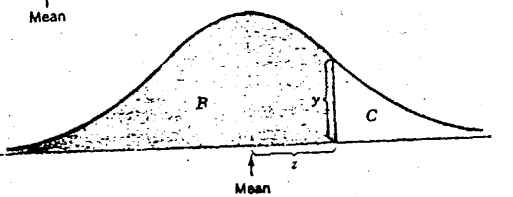


Fig. B.1

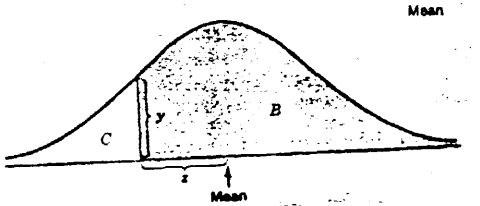


Fig. B.2

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
0.00	.0000	.5000	.5000	.3989
0.01	.0040	.5040	.4960	.3989
0.02	.0080	.5080	.4920	.3989
0.03	.0120	.5120	.4880	.3988
0.04	.0160	.5160	.4840	.3986
0.05	.0199	.5199	.4801	.3984
0.06	.0239	.5239	.4761	.3982
0.07	.0279	.5279	.4721	.3980
0.08	.0319	.5319	.4681	.3977
0.09	.0359	.5359	.4641	.3973
0.10	.0398	.5398	.4602	.3970
0.11	.0438	.5438	.4562	.3965
0.12	.0478	.5478	.4522	.3961
0.13	.0517	.5517	.4483	.3956
0.14	.0557	.5557	.4443	.3951
0.15	.0596	.5596	.4404	.3945
0.16	.0636	.5636	.4364	.3939
0.17	.0675	.5675	.4325	.3932
0.18	.0714	.5714	.4286	.3925
0.19	.0753	.5753	.4247	.3918
0.20	.0793	.5793	.4207	.3910
0.21	.0832	.5832	.4168	.3902
0.22	.0871	.5871	.4129	.3894
0.23	.0910	.5910	.4090	.3885
0.24	.0948	.5948	.4052	.3876
0.25	.0987	.5987	.4013	.3867
0.26	.1026	.6026	.3974	.3857
0.27	.1064	.6064	.3936	.3847
0.28	.1103	.6103	.3897	.3836
0.29	.1141	.6141	.3859	.3825
0.30	.1179	.6179	.3821	.3814
0.31	.1217	.6217	.3783	.3802
0.32	.1255	.6255	.3745	.3790
0.33	.1293	.6293	.3707	.3778
0.34	.1331	.6331	.3669	.3765
0.35	.1368	.6368	.3632	.3752
0.36	.1406	.6406	.3594	.3739
0.37	.1443	.6443	.3557	.3725
0.38	.1480	.6480	.3520	.3712
0.39	.1517	.6517	.3483	.3697
0.40	.1554	.6554	.3446	.3683

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
0.41	.1591	.6591	.3409	.3668
0.42	.1628	.6628	.3372	.3653
0.43	.1664	.6664	.3336	.3637
0.44	.1700	.6700	.3300	.3621
0.45	.1736	.6736	.3264	.3605
0.46	.1772	.6772	.3228	.3589
0.47	.1808	.6808	.3192	.3572
0.48	.1844	.6844	.3156	.3555
0.49	.1879	.6879	.3121	.3538
0.50	.1915	.6915	.3085	.3521
0.51	.1950	.6950	.3050	.3503
0.52	.1985	.6985	.3015	.3485
0.53	.2019	.7019	.2981	.3467
0.54	.2054	.7054	.2946	.3448
0.55	.2088	.7088	.2912	.3429
0.56	.2123	.7123	.2877	.3410
0.57	.2157	.7157	.2843	.3391
0.58	.2190	.7190	.2810	.3372
0.59	.2224	.7224	.2776	.3352
0.60	.2257	.7257	.2743	.3332
0.61	.2291	.7291	.2709	.3312
0.62	.2324	.7324	.2676	.3292
0.63	.2357	.7357	.2643	.3271
0.64	.2389	.7389	.2611	.3251
0.65	.2422	.7422	.2578	.3230
0.66	.2454	.7454	.2546	.3209
0.67	.2486	.7486	.2514	.3187
0.68	.2517	.7517	.2483	.3166
0.69	.2549	.7549	.2451	.3144
0.70	.2580	.7580	.2420	.3123
0.71	.2611	.7611	.2389	.3101
0.72	.2642	.7642	.2358	.3079
0.73	.2673	.7673	.2327	.3056
0.74	.2704	.7704	.2296	.3034
0.75	.2734	.7734	.2266	.3011
0.76	.2764	.7764	.2236	.2989
0.77	.2794	.7794	.2206	.2966
0.78	.2823	.7823	.2177	.2943
0.79	.2852	.7852	.2148	.2920
0.80	.2881	.7881	.2119	.2897
0.81	.2910	.7910	.2090	.2874
0.82	.2939	.7939	.2061	.2850
0.83	.2967	.7967	.2033	.2827

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B. Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
0.84	.2995	.7995	.2005	.2803
0.85	.3023	.8023	.1977	.2780
0.86	.3051	.8051	.1949	.2756
0.87	.3078	.8078	.1922	.2732
0.88	.3106	.8106	.1894	.2709
0.89	.3133	.8133	.1867	.2685
0.90	.3159	.8159	.1841	.2661
0.91	.3186	.8186	.1814	.2637
0.92	.3212	.8212	.1788	.2613
0.93	.3238	.8238	.1762	.2589
0.94	.3264	.8264	.1736	.2565
0.95	.3289	.8289	.1711	.2541
0.96	.3315	.8315	.1685	.2516
0.97	.3340	.8340	.1660	.2492
0.98	.3365	.8365	.1635	.2468
0.99	.3389	.8389	.1611	.2444
1.00	.3413	.8413	.1587	.2420
1.01	.3438	.8438	.1562	.2396
1.02	.3461	.8461	.1539	.2371
1.03	.3485	.8485	.1515	.2347
1.04	.3508	.8508	.1492	.2323
1.05	.3531	.8531	.1469	.2299
1.06	.3554	.8554	.1446	.2275
1.07	.3577	.8577	.1423	.2251
1.08	.3599	.8599	.1401	.2227
1.09	.3621	.8621	.1379	.2203
1.10	.3643	.8643	.1357	.2179
1.11	.3665	.8665	.1335	.2155
1.12	.3686	.8686	.1314	.2131
1.13	.3708	.8708	.1292	.2107
1.14	.3729	.8729	.1271	.2083
1.15	.3749	.8749	.1251	.2059
1.16	.3770	.8770	.1230	.2036
1.17	.3790	.8790	.1210	.2012
1.18	.3810	.8810	.1190	.1989
1.19	.3830	.8830	.1170	.1965
1.20	.3849	.8849	.1151	.1942
1.21	.3869	.8869	.1131	.1919
1.22	.3888	.8888	.1112	.1895
1.23	.3907	.8907	.1093	.1872
1.24	.3925	.8925	.1075	.1849
1.25	.2944	.8944	.1056	.1826
1.26	.3962	.8962	.1038	.1804

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B. Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
1.27	.3980	.8980	.1020	.1781
1.28	.3997	.8997	.1003	.1758
1.29	.4015	.9015	.0985	.1736
1.30	.4032	.9032	.0968	.1714
1.31	.4049	.9049	.0951	.1691
1.32	.4066	.9066	.0934	.1669
1.33	.4082	.9082	.0918	.1647
1.34	.4099	.9099	.0901	.1626
1.35	.4115	.9115	.0885	.1604
1.36	.4131	.9131	.0869	.1582
1.37	.4147	.9147	.0853	.1561
1.38	.4162	.9162	.0838	.1539
1.39	.4177	.9177	.0823	.1518
1.40	.4192	.9192	.0808	.1497
1.41	.4207	.9207	.0793	.1476
1.42	.4222	.9222	.0778	.1456
1.43	.4236	.9236	.0764	.1435
1.44	.4251	.9251	.0749	.1415
1.45	.4265	.9265	.0735	.1394
1.46	.4279	.9279	.0721	.1374
1.47	.4292	.9292	.0708	.1354
1.48	.4306	.9306	.0694	.1334
1.49	.4319	.9319	.0681	.1315
1.50	.4332	.9332	.0668	.1295
1.51	.4345	.9345	.0655	.1276
1.52	.4357	.9357	.0643	.1257
1.53	.4370	.9370	.0630	.1238
1.54	.4382	.9382	.0618	.1219
1.55	.4394	.9394	.0606	.1200
1.56	.4406	.9406	.0594	.1182
1.57	.4418	.9418	.0582	.1163
1.58	.4429	.9429	.0571	.1145
1.59	.4441	.9441	.0559	.1127
1.60	.4452	.9452	.0548	.1109
1.61	.4463	.9463	.0537	.1092
1.62	.4474	.9474	.0526	.1074
1.63	.4484	.9484	.0516	.1057
1.64	.4495	.9495	.0505	.1040
1.65	.4505	.9505	.0495	.1023
1.66	.4515	.9515	.0485	.1006
1.67	.4525	.9525	.0475	.0989
1.68	.4535	.9535	.0465	.0973
1.69	.4545	.9545	.0455	.0957

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
1.70	.4554	.9554	.0446	.0940
1.71	.4564	.9564	.0436	.0925
1.72	.4573	.9573	.0427	.0909
1.73	.4582	.9582	.0418	.0893
1.74	.4591	.9591	.0409	.0878
1.75	.4599	.9599	.0401	.0863
1.76	.4608	.9608	.0392	.0848
1.77	.4616	.9616	.0384	.0833
1.78	.4625	.9625	.0375	.0818
1.79	.4633	.9633	.0367	.0804
1.80	.4641	.9641	.0359	.0790
1.81	.4649	.9649	.0351	.0775
1.82	.4656	.9656	.0344	.0761
1.83	.4664	.9664	.0336	.0748
1.84	.4671	.9671	.0329	.0734
1.85	.4678	.9678	.0322	.0721
1.86	.4686	.9686	.0314	.0707
1.87	.4693	.9693	.0307	.0694
1.88	.4699	.9699	.0301	.0681
1.89	.4706	.9706	.0294	.0669
1.90	.4713	.9713	.0287	.0656
1.91	.4719	.9719	.0281	.0644
1.92	.4726	.9726	.0274	.0632
1.93	.4732	.9732	.0268	.0620
1.94	.4738	.9738	.0262	.0608
1.95	.4744	.9744	.0256	.0596
1.96	.4750	.9750	.0250	.0584
1.97	.4756	.9756	.0244	.0573
1.98	.4761	.9761	.0239	.0562
1.99	.4767	.9767	.0233	.0551
2.00	.4772	.9772	.0228	.0540
2.01	.4778	.9778	.0222	.0529
2.02	.4783	.9783	.0217	.0519
2.03	.4788	.9788	.0212	.0508
2.04	.4793	.9793	.0207	.0498
2.05	.4798	.9798	.0202	.0488
2.06	.4803	.9803	.0197	.0478
2.07	.4808	.9808	.0192	.0468
2.08	.4812	.9812	.0188	.0459
2.09	.4817	.9817	.0183	.0449
2.10	.4821	.9821	.0179	.0440
2.11	.4826	.9826	.0174	.0431
2.12	.4830	.9830	.0170	.0422

126

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
2.13	.4834	.9834	.0166	.0413
2.14	.4838	.9838	.0162	.0404
2.15	.4842	.9842	.0158	.0396
2.16	.4846	.9846	.0154	.0387
2.17	.4850	.9850	.0150	.0379
2.18	.4854	.9854	.0146	.0371
2.19	.4857	.9857	.0143	.0363
2.20	.4861	.9861	.0139	.0355
2.21	.4864	.9864	.0136	.0347
2.22	.4868	.9868	.0132	.0339
2.23	.4871	.9871	.0129	.0332
2.24	.4875	.9875	.0125	.0325
2.25	.4878	.9878	.0122	.0317
2.26	.4881	.9881	.0119	.0310
2.27	.4884	.9884	.0116	.0303
2.28	.4887	.9887	.0113	.0297
2.29	.4890	.9890	.0110	.0290
2.30	.4893	.9893	.0107	.0283
2.31	.4896	.9896	.0104	.0277
2.32	.4898	.9898	.0102	.0270
2.33	.4901	.9901	.0099	.0264
2.34	.4904	.9904	.0096	.0258
2.35	.4906	.9906	.0094	.0252
2.36	.4909	.9909	.0091	.0246
2.37	.4911	.9911	.0089	.0241
2.38	.4913	.9913	.0087	.0235
2.39	.4916	.9916	.0084	.0229
2.40	.4918	.9918	.0082	.0224
2.41	.4920	.9920	.0080	.0219
2.42	.4922	.9922	.0078	.0213
2.43	.4925	.9925	.0075	.0208
2.44	.4927	.9927	.0073	.0203
2.45	.4929	.9929	.0071	.0198
2.46	.4931	.9931	.0069	.0194
2.47	.4932	.9932	.0068	.0189
2.48	.4934	.9934	.0066	.0184
2.49	.4936	.9936	.0064	.0180
2.50	.4938	.9938	.0062	.0175
2.51	.4940	.9940	.0060	.0171
2.52	.4941	.9941	.0059	.0167
2.53	.4943	.9943	.0057	.0163
2.54	.4945	.9945	.0055	.0158
2.55	.4946	.9946	.0054	.0154

127

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
2.56	.4948	.9948	.0052	.0151
2.57	.4949	.9949	.0051	.0147
2.58	.4951	.9951	.0049	.0143
2.59	.4952	.9952	.0048	.0139
2.60	.4953	.9953	.0047	.0136
2.61	.4955	.9955	.0045	.0132
2.62	.4956	.9956	.0044	.0129
2.63	.4957	.9957	.0043	.0126
2.64	.4959	.9959	.0041	.0122
2.65	.4960	.9960	.0040	.0119
2.66	.4961	.9961	.0039	.0116
2.67	.4962	.9962	.0038	.0113
2.68	.4963	.9963	.0037	.0110
2.69	.4964	.9964	.0036	.0107
2.70	.4965	.9965	.0035	.0104
2.71	.4966	.9966	.0034	.0101
2.72	.4967	.9967	.0033	.0099
2.73	.4968	.9968	.0032	.0096
2.74	.4969	.9969	.0031	.0093
2.75	.4970	.9970	.0030	.0091
2.76	.4971	.9971	.0029	.0088
2.77	.4972	.9972	.0028	.0086
2.78	.4973	.9973	.0027	.0084
2.79	.4974	.9974	.0026	.0081
2.80	.4974	.9974	.0026	.0079
2.81	.4975	.9975	.0025	.0077
2.82	.4976	.9976	.0024	.0075
2.83	.4977	.9977	.0023	.0073
2.84	.4977	.9977	.0023	.0071
2.85	.4978	.9978	.0022	.0069
2.86	.4979	.9979	.0021	.0067
2.87	.4979	.9979	.0021	.0065
2.88	.4980	.9980	.0020	.0063
2.89	.4981	.9981	.0019	.0061
2.90	.4981	.9981	.0019	.0060
2.91	.4982	.9982	.0018	.0058
2.92	.4982	.9982	.0018	.0056
2.93	.4983	.9983	.0017	.0055
2.94	.4984	.9984	.0016	.0053
2.95	.4984	.9984	.0016	.0051
2.96	.4985	.9985	.0015	.0050
2.97	.4985	.9985	.0015	.0048
2.98	.4986	.9986	.0014	.0047
2.99	.4986	.9986	.0014	.0046

ANEXA 2 Distribuția normală (continuare)

Table B Areas and ordinates of the normal curve in terms of x/σ (continued)

(1) z Standard score $\left(\frac{x}{\sigma}\right)$	(2) A Area from mean to $\frac{x}{\sigma}$	(3) B Area in larger portion	(4) C Area in smaller portion	(5) y Ordinate at $\frac{x}{\sigma}$
3.00	.4987	.9987	.0013	.0044
3.01	.4987	.9987	.0013	.0043
3.02	.4987	.9987	.0013	.0042
3.03	.4988	.9988	.0012	.0040
3.04	.4988	.9988	.0012	.0039
3.05	.4989	.9989	.0011	.0038
3.06	.4989	.9989	.0011	.0037
3.07	.4989	.9989	.0011	.0036
3.08	.4990	.9990	.0010	.0035
3.09	.4990	.9990	.0010	.0034
3.10	.4990	.9990	.0010	.0033
3.11	.4991	.9991	.0009	.0032
3.12	.4991	.9991	.0009	.0031
3.13	.4991	.9991	.0009	.0030
3.14	.4992	.9992	.0008	.0029
3.15	.4992	.9992	.0008	.0028
3.16	.4992	.9992	.0008	.0027
3.17	.4992	.9992	.0008	.0026
3.18	.4993	.9993	.0007	.0025
3.19	.4993	.9993	.0007	.0025
3.20	.4993	.9993	.0007	.0024
3.21	.4993	.9993	.0007	.0023
3.22	.4994	.9994	.0006	.0022
3.23	.4994	.9994	.0006	.0022
3.24	.4994	.9994	.0006	.0021
3.30	.4995	.9995	.0005	.0017
3.40	.4997	.9997	.0003	.0012
3.50	.4998	.9998	.0002	.0009
3.60	.4998	.9998	.0002	.0006
3.70	.4999	.9999	.0001	.0004

ANEXA 3 Valorile critice ale lui t şi r

*Table D Coefficients of correlation and t ratios significant at the .05 level (lightface type) and at the .01 level (boldface type) for varying degrees of freedom**

Degrees of freedom	Number of variables									t
	2	3	4	5	6	7	9	13	25	
1	.997	.999	.999	.999	1.000	1.000	1.000	1.000	1.000	12.706
	1.000	**1.000**	**1.000**	**1.000**	**1.000**	**1.000**	**1.000**	**1.000**	**1.000**	**63.657**
2	.950	.975	.983	.987	.990	.992	.994	.996	.998	4.303
	.990	**.995**	**.997**	**.998**	**.998**	**.998**	**.999**	**.999**	**1.000**	**9.925**
3	.878	.930	.950	.961	.968	.973	.979	.986	.993	3.182
	.959	**.976**	**.983**	**.987**	**.990**	**.991**	**.993**	**.995**	**.998**	**5.841**
4	.811	.881	.912	.930	.942	.950	.961	.973	.986	2.776
	.917	**.949**	**.962**	**.970**	**.975**	**.979**	**.984**	**.989**	**.994**	**4.604**
5	.754	.836	.874	.898	.914	.925	.941	.958	.978	2.571
	.874	**.917**	**.937**	**.949**	**.957**	**.963**	**.971**	**.980**	**.989**	**4.032**
6	.707	.795	.839	.867	.886	.900	.920	.943	.969	2.447
	.834	**.886**	**.911**	**.927**	**.938**	**.946**	**.957**	**.969**	**.983**	**3.707**
7	.666	.758	.807	.838	.860	.876	.900	.927	.960	2.365
	.798	**.855**	**.885**	**.904**	**.918**	**.928**	**.942**	**.958**	**.977**	**3.499**
8	.632	.726	.777	.811	.835	.854	.880	.912	.950	2.306
	.765	**.827**	**.860**	**.882**	**.898**	**.909**	**.926**	**.946**	**.970**	**3.355**
9	.602	.697	.750	.786	.812	.832	.861	.897	.941	2.262
	.735	**.800**	**.836**	**.861**	**.878**	**.891**	**.911**	**.934**	**.963**	**3.250**
10	.576	.671	.726	.763	.790	.812	.843	.882	.932	2.228
	.708	**.776**	**.814**	**.840**	**.859**	**.874**	**.895**	**.922**	**.955**	**3.169**
11	.553	.648	.703	.741	.770	.792	.826	.868	.922	2.201
	.684	**.753**	**.793**	**.821**	**.841**	**.857**	**.880**	**.910**	**.948**	**3.106**
12	.532	.627	.683	.722	.751	.774	.809	.854	.913	2.179
	.661	**.732**	**.773**	**.802**	**.824**	**.841**	**.866**	**.898**	**.940**	**3.055**
13	.514	.608	.664	.703	.733	.757	.794	.840	.904	2.160
	.641	**.712**	**.755**	**.785**	**.807**	**.825**	**.852**	**.886**	**.932**	**3.012**
14	.497	.590	.646	.686	.717	.741	.779	.828	.895	2.145
	.623	**.694**	**.737**	**.768**	**.792**	**.810**	**.838**	**.875**	**.924**	**2.977**
15	.482	.574	.630	.670	.701	.726	.765	.815	.886	2.131
	.606	**.677**	**.721**	**.752**	**.776**	**.796**	**.825**	**.864**	**.917**	**2.947**
16	.468	.559	.615	.655	.686	.712	.751	.803	.878	2.120
	.590	**.662**	**.706**	**.738**	**.762**	**.782**	**.813**	**.853**	**.909**	**2.921**
17	.456	.545	.601	.641	.673	.698	.738	.792	.869	2.110
	.575	**.647**	**.691**	**.724**	**.749**	**.769**	**.800**	**.842**	**.902**	**2.898**
18	.444	.532	.587	.628	.660	.686	.726	.781	.861	2.101
	.561	**.633**	**.678**	**.710**	**.736**	**.756**	**.789**	**.832**	**.894**	**2.878**
19	.433	.520	.575	.615	.647	.674	.714	.770	.853	2.093
	.549	**.620**	**.665**	**.698**	**.723**	**.744**	**.778**	**.822**	**.887**	**2.861**
20	.423	.509	.563	.604	.636	.662	.703	.760	.845	2.086
	.537	**.608**	**.652**	**.685**	**.712**	**.733**	**.767**	**.812**	**.880**	**2.845**
21	.413	.498	.552	.592	.624	.651	.693	.750	.837	2.080
	.526	**.596**	**.641**	**.674**	**.700**	**.722**	**.756**	**.803**	**.873**	**2.831**
22	.404	.488	.542	.582	.614	.640	.682	.740	.830	2.074
	.515	**.585**	**.630**	**.663**	**.690**	**.712**	**.746**	**.794**	**.866**	**2.819**
23	.396	.478	.532	.572	.604	.630	.673	.731	.823	2.069
	.505	**.574**	**.619**	**.652**	**.679**	**.701**	**.736**	**.785**	**.859**	**2.807**

NEXA 3 Valorile critice ale lui t şi r (continuare)

Table D Coefficients of correlation and t ratios significant at the .05 level (lightface type) and at the .01 level (boldface type) for varying degrees of freedom (continued)

Degrees of freedom	Number of variables									t
	2	3	4	5	6	7	9	13	25	
24	.388	.470	.523	.562	.594	.621	.663	.722	.815	2.064
	.496	**.565**	**.609**	**.642**	**.669**	**.692**	**.727**	**.776**	**.852**	**2.797**
25	.381	.462	.514	.553	.585	.612	.654	.714	.808	2.060
	.487	**.555**	**.600**	**.633**	**.660**	**.682**	**.718**	**.768**	**.846**	**2.787**
26	.374	.454	.506	.545	.576	.603	.645	.706	.802	2.056
	.478	**.546**	**.590**	**.624**	**.651**	**.673**	**.709**	**.760**	**.839**	**2.779**
27	.367	.446	.498	.536	.568	.594	.637	.698	.795	2.052
	.470	**.538**	**.582**	**.615**	**.642**	**.664**	**.701**	**.752**	**.833**	**2.771**
28	.361	.439	.490	.529	.560	.586	.629	.690	.788	2.048
	.463	**.530**	**.573**	**.606**	**.634**	**.656**	**.692**	**.744**	**.827**	**2.763**
29	.355	.432	.482	.521	.552	.579	.621	.682	.782	2.045
	.456	**.522**	**.565**	**.598**	**.625**	**.648**	**.685**	**.737**	**.821**	**2.756**
30	.349	.426	.476	.514	.545	.571	.614	.675	.776	2.042
	.449	**.514**	**.558**	**.591**	**.618**	**.640**	**.677**	**.729**	**.815**	**2.750**
35	.325	.397	.445	.482	.512	.538	.580	.642	.746	2.030
	.418	**.481**	**.523**	**.556**	**.582**	**.605**	**.642**	**.696**	**.786**	**2.724**
40	.304	.373	.419	.455	.484	.509	.551	.613	.720	2.021
	.393	**.454**	**.494**	**.526**	**.552**	**.575**	**.612**	**.667**	**.761**	**2.704**
45	.288	.353	.397	.432	.460	.485	.526	.587	.696	2.014
	.372	**.430**	**.470**	**.501**	**.527**	**.549**	**.586**	**.640**	**.737**	**2.690**
50	.273	.336	.379	.412	.440	.464	.504	.565	.674	2.008
	.354	**.410**	**.449**	**.479**	**.504**	**.526**	**.562**	**.617**	**.715**	**2.678**
60	.250	.308	.348	.380	.406	.429	.467	.526	.636	2.000
	.325	**.377**	**.414**	**.442**	**.466**	**.488**	**.523**	**.577**	**.677**	**2.660**
70	.233	.286	.324	.354	.379	.401	.438	.495	.604	1.994
	.302	**.351**	**.386**	**.413**	**.436**	**.456**	**.491**	**.544**	**.644**	**2.648**
80	.217	.269	.304	.332	.356	.377	.413	.469	.576	1.990
	.283	**.330**	**.362**	**.389**	**.411**	**.431**	**.464**	**.516**	**.615**	**2.638**
90	.205	.254	.288	.315	.338	.358	.392	.446	.552	1.987
	.267	**.312**	**.343**	**.368**	**.390**	**.409**	**.441**	**.492**	**.590**	**2.632**
100	.195	.241	.274	.300	.322	.341	.374	.426	.530	1.984
	.254	**.297**	**.327**	**.351**	**.372**	**.390**	**.421**	**.470**	**.568**	**2.626**
125	.174	.216	.246	.269	.290	.307	.338	.387	.485	1.979
	.228	**.266**	**.294**	**.316**	**.335**	**.352**	**.381**	**.428**	**.521**	**2.616**
150	.159	.198	.225	.247	.266	.282	.310	.356	.450	1.976
	.208	**.244**	**.270**	**.290**	**.308**	**.324**	**.351**	**.395**	**.484**	**2.609**
200	.138	.172	.196	.215	.231	.246	.271	.312	.398	1.972
	.181	**.212**	**.234**	**.253**	**.269**	**.283**	**.307**	**.347**	**.430**	**2.601**
300	.113	.141	.160	.176	.190	.202	.223	.258	.332	1.968
	.148	**.174**	**.192**	**.208**	**.221**	**.233**	**.253**	**.287**	**.359**	**2.592**
400	.098	.122	.139	.153	.165	.176	.194	.225	.291	1.966
	.128	**.151**	**.167**	**.180**	**.192**	**.202**	**.220**	**.250**	**.315**	**2.588**
500	.088	.109	.124	.137	.148	.157	.174	.202	.262	1.965
	.115	**.135**	**.150**	**.162**	**.172**	**.182**	**.198**	**.225**	**.284**	**2.586**
1,000	.062	.077	.088	.097	.105	.112	.124	.144	.188	1.962
	.081	**.096**	**.106**	**.115**	**.122**	**.129**	**.141**	**.160**	**.204**	**2.581**
∞										1.960
										2.576

ANEXA 4 Valorile critice ale lui χ^2 (hi pătrat)

Table K Table of chi square*

df	P = .99	.98	.95	.90	.80	.70	.50	.30	.20	.10	.05	.02	.01	.001
1	.000157	.000628	.00393	.0158	.0642	.148	.455	1.074	1.642	2.706	3.841	5.412	6.635	10.827
2	.0201	.0404	.103	.211	.446	.713	1.386	2.408	3.219	4.605	5.991	7.824	9.210	13.815
3	.115	.185	.352	.584	1.005	1.424	2.366	3.665	4.642	6.251	7.815	9.837	11.341	16.266
4	.297	.429	.711	1.064	1.649	2.195	3.357	4.878	5.989	7.779	9.488	11.668	13.277	18.466
5	.554	.752	1.145	1.610	2.343	3.000	4.351	6.064	7.289	9.236	11.070	13.388	15.086	20.517
6	.872	1.134	1.635	2.204	3.070	3.828	5.348	7.231	8.558	10.6446	12.592	15.033	16.812	22.457
7	1.239	1.564	2.167	2.833	3.822	4.671	6.346	8.383	9.803	12.017	14.067	16.622	18.475	24.322
8	1.646	2.032	2.733	3.490	4.594	5.527	7.344	9.524	11.030	13.362	15.507	18.168	20.090	26.125
9	2.088	2.532	3.325	4.168	5.380	6.393	8.343	10.656	12.242	14.684	16.919	19.679	21.666	27.877
10	2.558	3.059	3.940	4.865	6.179	7.267	9.342	11.781	13.442	15.987	18.307	21.161	23.209	29.588
11	3.053	3.609	4.575	5.578	6.989	8.148	10.341	12.899	14.631	17.275	19.675	22.618	24.725	31.264
12	3.571	4.178	5.226	6.304	7.807	9.034	11.340	14.011	15.812	18.549	21.026	24.054	26.217	32.909
13	4.107	4.765	5.892	7.042	8.634	9.926	12.340	15.119	16.985	19.812	22.362	25.472	27.688	34.528
14	4.660	5.368	6.571	7.790	9.467	10.821	13.339	16.222	18.151	21.064	23.685	26.873	29.141	36.123
15	5.229	5.985	7.261	8.547	10.307	11.721	14.339	17.322	19.311	22.307	24.996	28.259	30.578	37.697
16	5.812	6.614	7.962	9.312	11.152	12.624	15.338	18.418	20.465	23.542	26.296	29.633	32.000	39.252
17	6.408	7.255	8.672	10.085	12.002	13.531	16.338	19.511	21.615	24.769	27.587	30.995	33.409	40.790
18	7.015	7.906	9.390	10.865	12.857	14.440	17.338	20.601	22.760	25.989	28.869	32.346	34.805	42.312
19	7.633	8.567	10.117	11.651	13.716	15.352	18.338	21.689	23.900	27.204	30.144	33.687	36.191	43.820
20	8.260	9.237	10.851	12.443	14.578	16.266	19.337	22.775	25.038	28.412	31.410	35.020	37.566	45.315
21	8.897	9.915	11.591	13.240	15.445	17.182	20.337	23.858	26.171	29.615	32.671	36.343	38.932	46.797
22	9.542	10.600	12.338	14.041	16.314	18.101	21.337	24.939	27.301	30.813	33.924	37.659	40.289	48.268
23	10.196	11.293	13.091	14.848	17.187	19.021	22.337	26.018	28.429	32.007	35.172	38.968	41.638	49.728
24	10.856	11.992	13.848	15.659	18.062	19.943	23.337	27.096	29.553	33.196	36.415	40.270	42.980	51.179
25	11.524	12.697	14.611	16.473	18.940	20.867	24.337	28.172	30.675	34.382	37.652	41.566	44.314	52.620
26	12.198	13.409	15.379	17.292	19.820	21.792	25.336	29.246	31.795	35.563	38.885	42.856	45.642	54.052
27	12.879	14.125	16.151	18.114	20.703	22.719	26.336	30.319	32.912	36.741	40.113	44.140	46.963	55.476
28	13.565	14.847	16.928	18.939	21.588	23.647	27.336	31.391	34.027	37.916	41.337	45.419	48.278	56.893
29	14.256	15.574	17.708	19.768	22.475	24.577	28.336	32.461	35.139	39.087	42.557	46.693	49.588	58.302
30	14.953	16.306	18.493	20.599	23.364	25.508	29.336	33.530	36.250	40.256	43.773	47.962	50.892	59.703

ANEXA 5 Conversia lui r în z

Table H Conversion of a Pearson r into a corresponding Fisher's z coefficient*

r	z	r	z	r	z	r	z	r	z	r	z
.25†	.26	.40	.42	.55	.62	.70	.87	.85	1.26	.950	1.83
.26	.27	.41	.44	.56	.63	.71	.89	.86	1.29	.955	1.89
.27	.28	.42	.45	.57	.65	.72	.91	.87	1.33	.960	1.95
.28	.29	.43	.46	.58	.66	.73	.93	.88	1.38	.965	2.01
.29	.30	.44	.47	.59	.68	.74	.95	.89	1.42	.970	2.09
.30	.31	.45	.48	.60	.69	.75	.97	.90	1.47	.975	2.18
.31	.32	.46	.50	.61	.71	.76	1.00	.905	1.50	.980	2.30
.32	.33	.47	.51	.62	.73	.77	1.02	.910	1.53	.985	2.44
.33	.34	.48	.52	.63	.74	.78	1.05	.915	1.56	.990	2.65
.34	.35	.49	.54	.64	.76	.79	1.07	.920	1.59	.995	2.99
.35	.37	.50	.55	.65	.78	.80	1.10	.925	1.62		
.36	.38	.51	.56	.66	.79	.81	1.13	.930	1.66		
.37	.39	.52	.58	.67	.81	.82	1.16	.935	1.70		
.38	.40	.53	.59	.68	.83	.83	1.19	.940	1.74		
.39	.41	.54	.60	.69	.85	.84	1.22	.945	1.78		

ANEXA 6 Valorile critice ale lui F

*Table F .05 (lightface type) and .01 (boldface type) points for the distribution of F**

df_2	df_1 degrees of freedom (for greater mean square)																						df_2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	14	16	20	24	30	40	50	75	100	200	500	∞	
1	161 4,052	200 4,999	216 5,403	225 5,625	230 5,764	234 5,859	237 5,928	239 5,981	241 6,022	242 6,056	243 6,082	244 6,106	245 6,142	246 6,169	248 6,208	249 6,234	250 6,258	251 6,286	252 6,302	253 6,323	253 6,334	254 6,352	254 6,361	254 6,366	
2	18.51 98.49	19.00 99.00	19.16 99.17	19.25 99.25	19.30 99.30	19.33 99.33	19.36 99.36	19.37 99.36	19.38 99.38	19.39 99.40	19.40 99.41	19.41 99.42	19.42 99.43	19.43 99.44	19.44 99.45	19.45 99.46	19.46 99.47	19.47 99.48	19.47 99.48	19.48 99.49	19.49 99.49	19.49 99.49	19.50 99.50	19.50 99.50	
3	10.13 34.12	9.55 30.82	9.28 29.46	9.12 28.71	9.01 28.24	8.94 27.91	8.88 27.67	8.84 27.49	8.81 27.34	8.78 27.23	8.76 27.13	8.74 27.05	8.71 26.92	8.69 26.83	8.66 26.69	8.64 26.60	8.62 26.50	8.60 26.41	8.58 26.35	8.57 26.27	8.56 26.23	8.54 26.18	8.54 26.14	8.53 26.12	3
4	7.71 21.20	6.94 18.00	6.59 16.69	6.39 15.98	6.26 15.52	6.16 15.21	6.09 14.98	6.04 14.80	6.00 14.66	5.96 14.54	5.93 14.45	5.91 14.37	5.87 14.24	5.84 14.15	5.80 14.02	5.77 13.93	5.74 13.83	5.71 13.74	5.70 13.69	5.68 13.61	5.66 13.57	5.65 13.52	5.64 13.48	5.63 13.46	4
5	6.61 16.26	5.79 13.27	5.41 12.06	5.19 11.39	5.05 10.97	4.95 10.67	4.88 10.45	4.82 10.27	4.78 10.15	4.74 10.05	4.70 9.96	4.68 9.89	4.64 9.77	4.60 9.68	4.56 9.55	4.53 9.47	4.50 9.38	4.46 9.29	4.44 9.24	4.42 9.17	4.40 9.13	4.38 9.07	4.37 9.04	4.36 9.02	5
6	5.99 13.74	5.14 10.92	4.76 9.78	4.53 9.15	4.39 8.75	4.28 8.47	4.21 8.26	4.15 8.10	4.10 7.98	4.06 7.87	4.03 7.79	4.00 7.72	3.96 7.60	3.92 7.52	3.87 7.39	3.84 7.31	3.81 7.23	3.77 7.14	3.75 7.09	3.72 7.02	3.71 6.99	3.69 6.94	3.68 6.90	3.67 6.88	6
7	5.59 12.25	4.74 9.55	4.35 8.45	4.12 7.85	3.97 7.46	3.87 7.19	3.79 7.00	3.73 6.84	3.68 6.71	3.63 6.62	3.60 6.54	3.57 6.47	3.52 6.35	3.49 6.27	3.44 6.15	3.41 6.07	3.38 5.98	3.34 5.90	3.32 5.85	3.29 5.78	3.28 5.75	3.25 5.70	3.24 5.67	3.23 5.65	7
8	5.32 11.26	4.46 8.65	4.07 7.59	3.84 7.01	3.69 6.63	3.58 6.37	3.50 6.19	3.44 6.03	3.39 5.91	3.34 5.82	3.31 5.74	3.28 5.67	3.23 5.56	3.20 5.48	3.15 5.36	3.12 5.28	3.08 5.20	3.05 5.11	3.03 5.06	3.00 5.00	2.98 4.96	2.96 4.91	2.94 4.88	2.93 4.86	8
9	5.12 10.56	4.26 8.02	3.86 6.99	3.63 6.42	3.48 6.06	3.37 5.80	3.29 5.62	3.23 5.47	3.18 5.35	3.13 5.26	3.10 5.18	3.07 5.11	3.02 5.00	2.98 4.92	2.93 4.80	2.90 4.73	2.86 4.64	2.82 4.56	2.80 4.51	2.77 4.45	2.76 4.41	2.73 4.36	2.72 4.33	2.71 4.31	9
10	4.96 10.04	4.10 7.56	3.71 6.55	3.48 5.99	3.33 5.64	3.22 5.39	3.14 5.21	3.07 5.06	3.02 4.95	2.97 4.85	2.94 4.78	2.91 4.71	2.86 4.60	2.82 4.52	2.77 4.41	2.74 4.33	2.70 4.25	2.67 4.17	2.64 4.12	2.61 4.05	2.59 4.01	2.56 3.96	2.55 3.93	2.54 3.91	10
11	4.84 9.65	3.98 7.20	3.59 6.22	3.36 5.67	3.20 5.32	3.09 5.07	3.01 4.88	2.95 4.74	2.90 4.63	2.86 4.54	2.82 4.46	2.79 4.40	2.74 4.29	2.70 4.21	2.65 4.10	2.61 4.02	2.57 3.94	2.53 3.86	2.50 3. 0	2.47 3.74	2.45 3.70	2.42 3.66	2.41 3.62	2.40 3.60	11
12	4.75 9.33	3.88 6.93	3.49 5.95	3.26 5.41	3.11 5.06	3.00 4.82	2.92 4.65	2.85 4.50	2.80 4.39	2.76 4.30	2.72 4.22	2.69 4.16	2.64 4.05	2.60 3.98	2.54 3.86	2.50 3.78	2.46 3.70	2.42 3.61	2.40 3.56	2.36 3.49	2.35 3.46	2.32 3.41	2.31 3.38	2.30 3.36	12
13	4.67 9.07	3.80 6.70	3.41 5.74	3.18 5.20	3.02 4.86	2.92 4.62	2.84 4.44	2.77 4.30	2.72 4.19	2.67 4.10	2.63 4.02	2.60 3.96	2.55 3.85	2.51 3.78	2.46 3.67	2.42 3.59	2.38 3.51	2.34 3.42	2.32 3.37	2.28 3.30	2.26 3.27	2.24 3.21	2.22 3.18	2.21 3.16	13

ANEXA 6 Valorile critice ale lui F (continuare)

Table F .05 (lightface type) and .01 (boldface type) points for the distribution of F (continued)

df_2	df_1 degrees of freedom (for greater mean square)																						df_2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	14	16	20	24	30	40	50	75	100	200	500	∞	
14	4.60 8.86	3.74 6.51	3.34 5.56	3.11 5.03	2.96 4.69	2.85 4.46	2.77 4.28	2.70 4.14	2.65 4.03	2.60 3.94	2.56 3.86	2.53 3.80	2.48 3.70	2.44 3.62	2.39 3.51	2.35 3.43	2.31 3.34	2.27 3.26	2.24 3.21	2.21 3.14	2.19 3.11	2.16 3.06	2.14 3.02	2.13 3.00	14
15	4.54 8.68	3.68 6.36	3.29 5.42	3.06 4.89	2.90 4.56	2.79 4.32	2.70 4.14	2.64 4.00	2.59 3.89	2.55 3.80	2.51 3.73	2.48 3.67	2.43 3.56	2.39 3.48	2.33 3.36	2.29 3.29	2.25 3.20	2.21 3.12	2.18 3.07	2.15 3.00	2.12 2.97	2.10 2.92	2.08 2.89	2.07 2.87	15
16	4.49 8.53	3.63 6.23	3.24 5.29	3.01 4.77	2.85 4.44	2.74 4.20	2.66 4.03	2.59 3.89	2.54 3.78	2.49 3.69	2.45 3.61	2.42 3.55	2.37 3.45	2.33 3.37	2.28 3.25	2.24 3.18	2.20 3.10	2.16 3.01	2.13 2.96	2.09 2.89	2.07 2.86	2.04 2.80	2.02 2.77	2.01 2.75	16
17	4.45 8.40	3.59 6.11	3.20 5.18	2.96 4.67	2.81 4.34	2.70 4.10	2.62 3.93	2.55 3.79	2.50 3.68	2.45 3.59	2.41 3.52	2.38 3.45	2.33 3.35	2.29 3.27	2.23 3.16	2.19 3.08	2.15 3.00	2.11 2.92	2.08 2.86	2.04 2.79	2.02 2.76	1.99 2.70	1.97 2.67	1.96 2.65	17
18	4.41 8.28	3.55 6.01	3.16 5.09	2.93 4.58	2.77 4.25	2.66 4.01	2.58 3.85	2.51 3.71	2.46 3.60	2.41 3.51	2.37 3.44	2.34 3.37	2.29 3.27	2.25 3.19	2.19 3.07	2.15 3.00	2.11 2.91	2.07 2.83	2.04 2.78	2.00 2.71	1.98 2.68	1.95 2.62	1.93 2.59	1.92 2.57	18
19	4.38 8.18	3.52 5.93	3.13 6.01	2.90 4.50	2.74 4.17	2.63 3.94	2.55 3.77	2.48 3.63	2.43 3.52	2.38 3.43	2.34 3.36	2.31 3.30	2.26 3.19	2.21 3.12	2.15 3.00	2.11 2.92	2.07 2.84	2.02 2.76	2.00 2.70	1.96 2.63	1.94 2.60	1.91 2.54	1.90 2.51	1.88 2.49	19
20	4.35 8.10	3.49 5.85	3.10 4.94	2.87 4.43	2.71 4.10	2.60 3.87	2.52 3.71	2.45 3.56	2.40 3.45	2.35 3.37	2.31 3.30	2.28 3.23	2.23 3.13	2.18 3.05	2.12 2.94	2.08 2.86	2.04 2.77	1.99 2.69	1.96 2.63	1.92 2.56	1.90 2.53	1.87 2.47	1.85 2.44	1.84 2.42	20
21	4.32 8.02	3.47 5.78	3.07 4.87	2.84 4.37	2.68 4.04	2.57 3.81	2.49 3.65	2.42 3.51	2.37 3.40	2.32 3.31	2.28 3.24	2.25 3.17	2.20 3.07	2.15 2.99	2.09 2.88	2.05 2.80	2.00 2.72	1.96 2.63	1.93 2.58	1.89 2.51	1.87 2.47	1.84 2.42	1.82 2.38	1.81 2.36	21
22	4.30 7.94	3.44 5.72	3.05 4.82	2.82 4.31	2.66 3.99	2.55 3.76	2.47 3.59	2.40 3.45	2.35 3.35	2.30 3.26	2.26 3.18	2.23 3.12	2.18 3.02	2.13 2.94	2.07 2.83	2.03 2.75	1.98 2.67	1.93 2.58	1.91 2.53	1.87 2.46	1.84 2.42	1.81 2.37	1.80 2.33	1.78 2.31	22
23	4.28 7.88	3.42 5.66	3.03 4.76	2.80 4.26	2.64 3.94	2.53 3.71	2.45 3.54	2.38 3.41	2.32 3.30	2.28 3.21	2.24 3.14	2.20 3.07	2.14 2.97	2.10 2.89	2.04 2.78	2.00 2.70	1.96 2.62	1.91 2.53	1.88 2.48	1.84 2.41	1.82 2.37	1.79 2.33	1.77 2.28	1.76 2.26	23
24	4.26 7.82	3.40 5.61	3.01 4.72	2.78 4.22	2.62 3.90	2.51 3.67	2.43 3.50	2.36 3.36	2.30 3.25	2.26 3.17	2.22 3.09	2.18 3.03	2.13 2.93	2.09 2.85	2.02 2.74	1.98 2.66	1.94 2.58	1.89 2.49	1.86 2.44	1.82 2.36	1.80 2.33	1.76 2.27	1.74 2.23	1.73 2.21	24
25	4.24 7.77	3.38 5.57	2.99 4.68	2.76 4.18	2.60 3.86	2.49 3.63	2.41 3.46	2.34 3.32	2.28 3.21	2.24 3.13	2.20 3.05	2.16 2.99	2.11 2.89	2.06 2.81	2.00 2.70	1.96 2.62	1.92 2.54	1.87 2.45	1.84 2.40	1.80 2.32	1.77 2.29	1.74 2.23	1.72 2.19	1.71 2.17	25
26	4.23 7.72	3.37 5.53	2.98 4.64	2.74 4.14	2.59 3.82	2.47 3.59	2.39 3.42	2.32 3.29	2.27 3.17	2.22 3.09	2.18 3.02	2.15 2.96	2.10 2.86	2.05 2.77	1.99 2.66	1.95 2.58	1.90 2.50	1.85 2.41	1.82 2.36	1.78 2.28	1.76 2.25	1.72 2.19	1.70 2.15	1.69 2.13	26

ANEXA 6 Valorile critice ale lui F (continuare)

Table F .05 (lightface type) and .01 (boldface type) points for the distribution of F (continued)

df_2	df_1 degrees of freedom (for greater mean square)																						df_2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	14	16	20	24	30	40	50	75	100	200	500	∞	
27	4.21	3.35	2.96	2.73	2.57	2.46	2.37	2.30	2.25	2.20	2.16	2.13	2.08	2.03	1.97	1.93	1.88	1.84	1.80	1.76	1.74	1.71	1.68	1.67	27
	7.68	5.49	4.60	4.11	3.79	3.56	3.39	3.26	3.14	3.06	2.98	2.93	2.83	2.74	2.63	2.55	2.47	2.38	2.33	2.25	2.21	2.16	2.12	2.10	
28	4.20	3.34	2.95	2.71	2.56	2.44	2.36	2.29	2.24	2.19	2.15	2.12	2.06	2.02	1.96	1.91	1.87	1.81	1.78	1.75	1.72	1.69	1.67	1.65	28
	7.64	5.45	4.57	4.07	3.76	3.53	3.36	3.23	3.11	3.03	2.95	2.90	2.80	2.71	2.60	2.52	2.44	2.35	2.30	2.22	2.18	2.13	2.09	2.06	
29	4.18	3.33	2.93	2.70	2.54	2.43	2.35	2.28	2.22	2.18	2.14	2.10	2.05	2.00	1.94	1.90	1.85	1.80	1.77	1.73	1.71	1.68	1.65	1.64	29
	7.60	5.42	4.54	4.04	3.73	3.50	3.33	3.20	3.08	3.00	2.92	2.87	2.77	2.68	2.57	2.49	2.41	2.32	2.27	2.19	2.15	2.10	2.06	2.03	
30	4.17	3.32	2.92	2.69	2.53	2.42	2.34	2.27	2.21	2.16	2.12	2.09	2.04	1.99	1.93	1.89	1.84	1.79	1.76	1.72	1.69	1.66	1.64	1.62	30
	7.56	5.39	4.51	4.02	3.70	3.47	3.30	3.17	3.06	2.98	2.90	2.84	2.74	2.66	2.55	2.47	2.38	2.29	2.24	2.16	2.13	2.07	2.03	2.01	
32	4.15	3.30	2.90	2.67	2.51	2.40	2.32	2.25	2.19	2.14	2.10	2.07	2.02	1.97	1.91	1.86	1.82	1.76	1.74	1.69	1.67	1.64	1.61	1.59	32
	7.50	5.34	4.46	3.97	3.66	3.42	3.25	3.12	3.01	2.94	2.86	2.80	2.70	2.62	2.51	2.42	2.34	2.25	2.20	2.12	2.08	2.02	1.98	1.96	
34	4.13	3.28	2.88	2.65	2.49	2.38	2.30	2.23	2.17	2.12	2.08	2.05	2.00	1.95	1.89	1.84	1.80	1.74	1.71	1.67	1.64	1.61	1.59	1.57	34
	7.44	5.29	4.42	3.93	3.61	3.38	3.21	3.08	2.97	2.89	2.82	2.76	2.66	2.58	2.47	2.38	2.30	2.21	2.16	2.08	2.04	1.98	1.94	1.91	
36	4.11	3.26	2.86	2.63	2.48	2.36	2.28	2.21	2.15	2.10	2.06	2.03	1.98	1.93	1.87	1.82	1.78	1.72	1.69	1.65	1.62	1.59	1.56	1.55	36
	7.39	5.25	4.38	3.89	3.58	3.35	3.18	3.04	2.94	2.86	2.78	2.72	2.62	2.54	2.43	2.35	2.26	2.17	2.12	2.04	2.00	1.94	1.90	1.87	
38	4.10	3.25	2.85	2.62	2.46	2.35	2.26	2.19	2.14	2.09	2.05	2.02	1.96	1.92	1.85	1.80	1.76	1.71	1.67	1.63	1.60	1.57	1.54	1.53	38
	7.35	5.21	4.34	3.86	3.54	3.32	3.15	3.02	2.91	2.82	2.75	2.69	2.59	2.51	2.40	2.32	2.22	2.14	2.08	2.00	1.97	1.90	1.86	1.84	
40	4.08	3.23	2.84	2.61	2.45	2.34	2.25	2.18	2.12	2.07	2.04	2.00	1.95	1.90	1.84	1.79	1.74	1.69	1.66	1.61	1.59	1.55	1.53	1.51	40
	7.31	5.18	4.31	3.83	3.51	3.29	3.12	2.99	2.88	2.80	2.73	2.66	2.56	2.49	2.37	2.29	2.20	2.11	2.05	1.97	1.94	1.88	1.84	1.81	
42	4.07	3.22	2.83	2.59	2.44	2.32	2.24	2.17	2.11	2.06	2.02	1.99	1.94	1.89	1.82	1.78	1.73	1.68	1.64	1.60	1.57	1.54	1.51	1.49	42
	7.27	5.15	4.29	3.80	3.49	3.26	3.10	2.96	2.86	2.77	2.70	2.64	2.54	2.46	2.35	2.26	2.17	2.08	2.02	1.94	1.91	1.85	1.80	1.78	
44	4.06	3.21	2.82	2.58	2.43	2.31	2.23	2.16	2.10	2.05	2.01	1.98	1.92	1.88	1.81	1.76	1.72	1.66	1.63	1.58	1.56	1.52	1.50	1.48	44
	7.24	5.12	4.26	3.78	3.46	3.24	3.07	2.94	2.84	2.75	2.68	2.62	2.52	2.44	2.32	2.24	2.15	2.06	2.00	1.92	1.88	1.82	1.78	1.75	
46	4.05	3.20	2.81	2.57	2.42	2.30	2.22	2.14	2.09	2.04	2.00	1.97	1.91	1.87	1.80	1.75	1.71	1.65	1.62	1.57	1.54	1.51	1.48	1.46	46
	7.21	5.10	4.24	3.76	3.44	3.22	3.05	2.92	2.82	2.73	2.66	2.60	2.50	2.42	2.30	2.22	2.13	2.04	1.98	1.90	1.86	1.80	1.76	1.72	
48	4.04	3.19	2.80	2.56	2.41	2.30	2.21	2.14	2.08	2.03	1.99	1.96	1.90	1.86	1.79	1.74	1.70	1.64	1.61	1.56	1.53	1.50	1.47	1.45	48
	7.19	5.08	4.22	3.74	3.42	3.20	3.04	2.90	2.80	2.71	2.64	2.58	2.48	2.40	2.28	2.20	2.11	2.02	1.96	1.88	1.84	1.78	1.73	1.70	

ANDRIEȘ C. LUCIAN
Nr 2775
Biblioteca Personală

ANEXA 6 Valorile critice ale lui F (continuare)

Table F .05 (lightface type) and .01 (boldface type) points for the distribution of F (continued)

df_2	df_1 degrees of freedom (for greater mean square)																						df_2
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	14	16	20	24	30	40	50	75	100	200	500	∞	
50	4.03	3.18	2.79	2.56	2.40	2.29	2.20	2.13	2.07	2.02	1.98	1.95	1.90	1.85	1.78	1.74	1.69	1.63	1.60	1.55	1.52	1.48	1.46	1.44	50
	7.17	5.06	4.20	3.72	3.41	3.18	3.02	2.88	2.78	2.70	2.62	2.56	2.46	2.39	2.26	2.18	2.10	2.00	1.94	1.86	1.82	1.76	1.71	1.68	
55	4.02	3.17	2.78	2.54	2.38	2.27	2.18	2.11	2.05	2.00	1.97	1.93	1.88	1.83	1.76	1.72	1.67	1.61	1.58	1.52	1.50	1.46	1.43	1.41	55
	7.12	5.01	4.16	3.68	3.37	3.15	2.98	2.85	2.75	2.66	2.59	2.53	2.43	2.35	2.23	2.15	2.06	1.96	1.90	1.82	1.78	1.71	1.66	1.64	
60	4.00	3.15	2.76	2.52	2.37	2.25	2.17	2.10	2.04	1.99	1.95	1.92	1.86	1.81	1.75	1.70	1.65	1.59	1.56	1.50	1.48	1.44	1.41	1.39	60
	7.08	4.98	4.13	3.65	3.34	3.12	2.95	2.82	2.72	2.63	2.56	2.50	2.40	2.32	2.20	2.12	2.03	1.93	1.87	1.79	1.74	1.68	1.63	1.60	
65	3.99	3.14	2.75	2.51	2.36	2.24	2.15	2.08	2.02	1.98	1.94	1.90	1.85	1.80	1.73	1.68	1.63	1.57	1.54	1.49	1.46	1.42	1.39	1.37	65
	7.04	4.95	4.10	3.62	3.31	3.09	2.93	2.79	2.70	2.61	2.54	2.47	2.37	2.30	2.18	2.09	2.00	1.90	1.84	1.76	1.71	1.64	1.60	1.56	
70	3.98	3.13	2.74	2.50	2.35	2.23	2.14	2.07	2.01	1.97	1.93	1.89	1.84	1.79	1.72	1.67	1.62	1.56	1.53	1.47	1.45	1.40	1.37	1.35	70
	7.01	4.92	4.08	3.60	3.29	3.07	2.91	2.77	2.67	2.59	2.51	2.45	2.35	2.28	2.15	2.07	1.98	1.88	1.82	1.74	1.69	1.62	1.56	1.53	
80	3.96	3.11	2.72	2.48	2.33	2.21	2.12	2.05	1.99	1.95	1.91	1.88	1.82	1.77	1.70	1.65	1.60	1.54	1.51	1.45	1.42	1.38	1.35	1.32	80
	6.96	4.88	4.04	3.56	3.25	3.04	2.87	2.74	2.64	2.55	2.48	2.41	2.32	2.24	2.11	2.03	1.94	1.84	1.78	1.70	1.65	1.57	1.52	1.49	
100	3.94	3.09	2.70	2.46	2.30	2.19	2.10	2.03	1.97	1.92	1.88	1.85	1.79	1.75	1.68	1.63	1.57	1.51	1.48	1.42	1.39	1.34	1.30	1.28	100
	6.90	4.82	3.98	3.51	3.20	2.99	2.82	2.69	2.59	2.51	2.43	2.36	2.26	2.19	2.06	1.98	1.89	1.79	1.73	1.64	1.59	1.51	1.46	1.43	
125	3.92	3.07	2.68	2.44	2.29	2.17	2.08	2.01	1.95	1.90	1.86	1.83	1.77	1.72	1.65	1.60	1.55	1.49	1.45	1.39	1.36	1.31	1.27	1.25	125
	6.84	4.78	3.94	3.47	3.17	2.95	2.78	2.65	2.56	2.47	2.40	2.33	2.23	2.15	2.03	1.94	1.85	1.75	1.68	1.59	1.54	1.46	1.40	1.37	
150	3.91	3.06	2.67	2.43	2.27	2.16	2.07	2.00	1.94	1.89	1.85	1.82	1.76	1.71	1.64	1.59	1.54	1.47	1.44	1.37	1.34	1.29	1.25	1.22	150
	6.81	4.75	3.91	3.44	3.14	2.92	2.76	2.62	2.53	2.44	2.37	2.30	2.20	2.12	2.00	1.91	1.83	1.72	1.66	1.56	1.51	1.43	1.37	1.33	
200	3.89	3.04	2.65	2.41	2.26	2.14	2.05	1.98	1.92	1.87	1.83	1.80	1.74	1.69	1.62	1.57	1.52	1.45	1.42	1.35	1.32	1.26	1.22	1.19	200
	6.76	4.71	3.88	3.41	3.11	2.90	2.73	2.60	2.50	2.41	2.34	2.28	2.17	2.09	1.97	1.88	1.79	1.69	1.62	1.53	1.48	1.39	1.33	1.28	
400	3.86	3.02	2.62	2.39	2.23	2.12	2.03	1.96	1.90	1.85	1.81	1.78	1.72	1.67	1.60	1.54	1.49	1.42	1.38	1.32	1.28	1.22	1.16	1.13	400
	6.70	4.66	3.83	3.36	3.06	2.85	2.69	2.55	2.46	2.37	2.29	2.23	2.12	2.04	1.92	1.84	1.74	1.64	1.57	1.47	1.42	1.32	1.24	1.19	
1,000	3.85	3.00	2.61	2.38	2.22	2.10	2.02	1.95	1.89	1.84	1.80	1.76	1.70	1.65	1.58	1.53	1.47	1.41	1.36	1.30	1.26	1.19	1.13	1.08	1,000
	6.66	4.62	3.80	3.34	3.04	2.82	2.66	2.53	2.43	2.34	2.26	2.20	2.09	2.01	1.89	1.81	1.71	1.61	1.54	1.44	1.38	1.28	1.19	1.11	
∞	3.84	2.99	2.60	2.37	2.21	2.09	2.01	1.94	1.88	1.83	1.79	1.75	1.69	1.64	1.57	1.52	1.46	1.40	1.35	1.28	1.24	1.17	1.11	1.00	∞
	6.64	4.60	3.78	3.32	3.02	2.80	2.64	2.51	2.41	2.32	2.24	2.18	2.07	1.99	1.87	1.79	1.69	1.59	1.52	1.41	1.36	1.25	1.15	1.00	

Bibliografie

1. Agresti, A., *Statistical Methods for the Social Sciences*, Dellen Publishing Company, 1986
2. Algera, J.A., Jansen, P.G., Roe, R.A., Vijn, P., *Validity Generalization: Some Critical Remarks on the Schmidt-Hunter Procedure*, Journal of Occupational Psychology, 57, 1984
3. Anderson, N., Herriot, P. (eds.), *Assessment and Selection in Organizations*, update 1994, John Wiley & Sons
4. Andrei, T., Stancu, S., *Statistică - Teorie şi aplicaţii*, Editura All, Bucureşti, 1995
5. Ashworth, S.D., Osburn, H.G., Callender, J.C., şi Boyle, K.A., *The Effects of Unrepresented Studies on the Robustness of Validity Generalization Results*, Personnel Psychology, 45, 1992
6. Barrick, Mr, Mount. M.K., *The Big Five Personality Dimensions and Job Performance*, Personnel Psychology, 44, 1991
7. Burke, M.J., *Validity Generalization: A Review and Critique of the Correlational Model*, Personnel Psychology, 37, 1984
8. Coakes, S., J., Steed, L., G., *SPSS without Anguish, version 6.1*, John Wiley & Sons, 1997
9. Cooper, C.L., Griffeth, R.W. (eds.), *International Review of Industrial and Organizational Psychology*, UK-Wiley, 1987
10. Dunnette M., Hough, L., (eds.) *Handbook of Industrial and Organizational Psychology*, ed II, Palo Alto, CA, Consulting Psychologists Press, 1990
11. Frankfort-Nachmias, C., Nachmias, D., *Research Methods in the Social Sciencesi*, St. Martin Press Inc, 1996
12. Gaugler, B., Rosenthal, D., Thornton, G.C. III, Bentsoc, C., *Meta-analysis of Assessment Center Validity*, Journal of Applied Psychology, 72, 493-511, 1987
13. Glass, G.V., McGraw, B., Smith, M.L., *Meta-analysis in Social Research*, Beverly Hills, CA, Sage Publ., 1981
14. Guilford, J.P., *Fundamental Statistics in Psychology and Education*, Mc.Grw Hill, IVth ed., 1965
15. Gutenberg, R.L., Arvey, R.D., Osburn, H.G, Jenneret, P.R., *Moderating Effects of Decision-Making / Moderating Processing Job Dimensions on Test Validities*, Journal of applied Psychology, 68, 1983
16. Hartigan, J.A., Wigdor, A.K., *Fairness in Employment Testing; Validity Generalization, Minority Issues and the General Aptitude Test Battery*, Washington D.C., National Academy Press, 1989
17. Hedges, L.V., Olkin, I., *Statistical Methods for Meta-analysis*, New York, Academic Press, 1985.
18. Hunter, J.E., Hunter, R.F., *Validity and Utility of Alternate Predictors of Job Performance*, Psychological Bulletin, 96, 1984
19. Hunter, J.E., Schmidt F.L., *Methods of Meta-analysis: Correcting Error and Bias in research Findings*, CA, Sage, 1990
20. James, L.R., Demaree R.G., Mulaik, S.A., Ladd, R.T., *Validity Generalization in the Context of Situational Models*, Journal of Applied Psychology, 77, 1992
21. Kraiger, K, Ford, J.K., *A Meta-analysis of race effects in performance ratings*, Journal of Applied Psychology, 70, 1989
22. Murphy, K.R., *The Situational Specificity of Validities: Correcting for Statistical artifacts does not always reduce the Trans-Situational Variability of Correlation Coefficients*, International Journal of Selection and Assessment, 1, 1993
23. Osburn, H.G:, Callender, J.C., Greener, J.M., Ashworth, S., *Statistical Power of Tests of the Situational Specificity Hypothesis in Validity Generalization Studies: A cautionary Note*, Journal of Applied Psychology, 68, 1983
24. Radu, I. (coord.), *Metodologia psihologică şi analiza datelor*, ed. Sincron, Cluj Napoca, 1993
25. Rosenthal, R., *Meta-Analysis Procedures for Social Research*, Sage Publ., 1984
26. Rotariu, T., Bădescu, G., Culic, I., Mezei, E., Mureşan, C., *Metode statistice aplicate în ştiinţele sociale*, Ed. Polirom, Iaşi, 1999
27. Rotariu, T., Iluţ, P., *Ancheta sociologică şi sondajul de opinie*, Ed. Polirom, Iaşi, 1997
29. Schmidt, F.L., Hunter, J.E., *Development of a general solution to the problem of validity generalization*, Journal of Applied Psychology, 62, 1977
30. Schmidt, F.L., Hunter, J.E., Pearlman, K, Hirsch, H.R., *Forty questions about validity generalization and meta-analysis*, Personnel Psychology, 38, 1985

31. Schmidt, F.L., Hunter, J.E., Raju, N.S., *Validity generalization and situational specificity: A second look at the 75% rule and Fisher's z transformation*, Journal of Applied Psychology, 73, 1988
32. Schmidt, F.L., *What do data really mean? Research findings, meta-analysis and cumulative knowledge in psychology*, American Psychologist, 47, 1992
33. Thomas, H., *A likelihood-based model for validity generalization*, Journal of Applied Psychology, 75, 1990
34. Wainer, H., Braun, H., (eds.), *Test Validity*, Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1988
35. Walsh, A., *Statistics for the Social Sciences*, Harper & Row Publisher Inc., 1990

Tiparul executat la
UNIVERSITATEA DE VEST
Bul. Vasile Pârvan nr. 4
1900 TIMIŞOARA
ROMANIA